



Fachbereich III
Geodatenerfassung und -visualisierung

Masterarbeit

Entwicklung einer zeitoptimierten automatischen Extraktion von Wasserflächen aus hochauflösenden Luftbilddaten (True Ortho Mosaik, Digitales Oberflächenmodell) mittels objektbasierter Bildanalyse und einer Wassererwartungsmaske für die Datenreduzierung

eingereicht von: Anja Gänsrich
Matrikelnr.: 801708

betreut durch: Steven Bayer
Zweitgutachter: Prof. Dipl.-Ing. Michael Breuer

Berlin, der 12.09.2015

Ehrenwörtliche Erklärung

Ich erkläre hiermit ehrenwörtlich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig angefertigt habe. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken sind als solche kenntlich gemacht. Es wurden keine anderen als die angegebenen Quellen und Hinweise verwendet.

Die vorliegende Arbeit wurde bisher keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch noch nicht veröffentlicht.

Berlin, der 12.09.2015

Anja Gänsrich

Danksagung

Zum Gelingen der vorliegenden Arbeit haben eine Vielzahl von Menschen in vielfältiger Hinsicht beigetragen. Ihnen möchte ich an dieser Stelle meinen Dank aussprechen.

Zuallererst möchte ich Herrn Frank Lehmann, Abteilungsleiter des Instituts für Optische Sensorsysteme, Sensorkonzepte und Anwendungen, danken, der es mir ermöglichte, im Rahmen meiner Tätigkeit am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt, die Grundsteine dieser Masterarbeit zu legen. Für den zur Verfügung gestellten Arbeitsplatz und für die Bereitstellung der Daten möchte ich mich herzlich bedanken.

Meinem Betreuer Steven Bayer, der mir stets mit gutem Rat beiseite stand und die Arbeit immer wieder konstruktiv in die richtige Richtung lenkte, möchte ich im besonderem Danken. Außerdem danke ich Tilman Bucher sowie Dennis Dahlke und Anna Poznanska für ihre Unterstützung und viele hilfreiche Worte. Für Fragen und Probleme standen mir auch glücklicherweise Andreas Barthold, Matthias Gessner, Karsten Stebner und Sebastian Pless zur Verfügung. Vielen herzlichen Dank auch an weitere Mitglieder der Abteilung Sensorkonzepte und Anwendungen am Institut für Optische Informationssysteme für viele aufmunternde Worte.

Ein sehr großer Dank gilt auch Juliane Kummer und Anne Dießler für hilfreiche Korrekturen und wertvolle Pausen. Ebenso möchte ich meinen Eltern und Maik Bollmacher danken, die mich in vielerlei Hinsicht unterstützt und entlastet haben.

Inhaltsverzeichnis

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Einleitung | 1 |
| 2 | Klassifizierung von oberirdischen Gewässern in der Fernerkundung | 5 |
| 2.1 | Eigenschaften von Gewässern | 6 |
| 2.1.1 | Physikalische Eigenschaften von Oberflächengewässern | 6 |
| 2.1.2 | Optische Eigenschaften von Oberflächengewässern | 9 |
| 2.1.3 | Extraktion von Oberflächengewässern auf Basis hochaufgelöster Fernerkundungsdaten | 14 |
| 2.2 | SGM-Prozessierungseigenschaften von Oberflächengewässern | 22 |
| 2.2.1 | Grundlagen der Luftbilddatenerhebung | 22 |
| 2.2.2 | SGM | 23 |
| 3 | Methodische Vorüberlegungen | 27 |
| 3.1 | Entwicklung eines Hydrologie-Modells zur Erstellung einer Wassererwartungsmaske mittels GIS | 27 |
| 3.1.1 | Hydrologie-Modell auf Grundlage des DOM | 28 |
| 3.1.2 | Vorteile/Nachteile WEM | 30 |
| 3.2 | Objektbasierte Klassifizierungsverfahren | 31 |
| 3.2.1 | Segmentierungsverfahren | 33 |
| 3.2.2 | Erstellung objektbasierter Regelbasen | 35 |
| 3.2.3 | Accuracy Assessment | 37 |
| 4 | Automatische Extraktion oberirdischer Wasserflächen | 41 |
| 4.1 | Datengrundlagen | 41 |
| 4.1.1 | Sensorsysteme und Untersuchungsgebiete | 41 |
| 4.1.2 | Radiometrische Homogenität | 43 |
| 4.1.3 | Geometrische Auflösung | 44 |
| 4.2 | Wassererwartungsmaske | 45 |
| 4.3 | Objektbasierte Klassifizierung | 53 |
| 4.3.1 | Eignung der Indizes und Texturparameter für eine sensorübergreifende Klassifizierung | 54 |
| 4.3.2 | Segmentierung | 62 |
| 4.3.3 | Klassifikation | 66 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 4.3.4 | Genauigkeitsanalyse | 73 |
| 4.3.5 | Zusammenfassung Fehlerquellen | 77 |
| 5 | Fazit und Ausblick | 82 |
| | Glossar | 88 |

Abbildungsverzeichnis

| | | |
|------|--|----|
| 2.1 | Globale Wassernutzung nach BICK (1998:125) | 6 |
| 2.2 | Gewässer - Bildmodell | 9 |
| 2.3 | Strahlungsverhältnisse an Wasserflächen (ALBERTZ, 2009) | 11 |
| 2.4 | Farbendreieck KALLE (1939:2ff) | 13 |
| 2.5 | Dreiecksdiagramm zur optischen Klassifizierung nach PRIEUR & SATHYEN- DRANATH (1981:684f) | 14 |
| 2.6 | Objektmodell - Bildmodell - Extraktionsmodell | 21 |
| 2.7 | Flächenhafte Luftbildaufnahme (ALBERTZ, 2009) | 22 |
| 2.8 | Erstellung eines True Orthophoto Mosaics | 26 |
| 3.1 | Pit Removed using Fill (ESRIS ARCGIS ArcHydro) (links), Pit Removed Using Cut (ESRIS ARCGIS) | 28 |
| 3.2 | Optimizes Pit Removal Tool nach JACKSON (2014) | 29 |
| 3.3 | Beziehungen zwischen Ober- und Unterobjekten | 32 |
| 3.4 | Über- bzw. Untersegmentierung (SCHIEWE, 2002) | 34 |
| 3.5 | Multiresolution-Segmentierung (links - TRIMBLE 2015:66), Quadtree-Segmentierung (rechts - TRIMBLE 2015:61) | 35 |
| 3.6 | Zugehörigkeitsfunktionen in eCognition | 36 |
| 3.7 | Kappa Koeffizient nach COHEN (1960) | 40 |
| 4.1 | NIR-Ausschnitt mit und ohne Imagedodging | 44 |
| 4.2 | Stream-Modell | 46 |
| 4.3 | Vergleich der Abflussakkumulationen auf Grundlage der SRTM-1- und DOM- Daten von Berlin | 47 |
| 4.4 | Artefakte bei der Abflussmodellierung auf flachen Gebieten | 49 |
| 4.5 | Abflussakkumulationen in natürlichem Gelände | 50 |
| 4.6 | Gegenüberstellung von Gewässern ($> 500\text{m}^2$) und zugehöriger Pixelgruppen mit Countwert <1 ($< 500\text{m}^2$) | 51 |
| 4.7 | Extraktion möglicher Wasserflächen auf Grundlage der Count Maske Count - Modell | 52 |
| 4.8 | Wassererwartungsmaske | 52 |
| 4.9 | Ergebnis der Wassererwartungsmaske - Überschneidung mit Referenzflächen | 53 |
| 4.10 | Verschiedene spektrale Eigenschaften der Gewässer (RGB, NIR) | 54 |

| | |
|--|-----|
| 4.11 Horizontale Profile des NIR von einem Gewässer | 55 |
| 4.12 NIR - Profil von Schatten - UCX | 55 |
| 4.13 NDVI der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II | 57 |
| 4.14 NDWI der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II | 58 |
| 4.15 LWM der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II | 58 |
| 4.16 B/R-Ratio der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II | 59 |
| 4.17 WRI der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II | 60 |
| 4.18 Homogenität der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II | 61 |
| 4.19 Segmentierung von erhöhten Objekten | 63 |
| 4.20 Schattenbereiche, die an Wasser grenzen | 64 |
| 4.21 Segmentierungsvergleiche | 65 |
| 4.22 Vorklassifizierung erhöhter Objekte und möglicher Schatten | 66 |
| 4.23 Klassifikationsbeispiel von Gischt (Helgoland, MACS Hale) | 69 |
| 4.24 Segmentierungs- und Klassifikationsschritte | 72 |
| 4.25 Klassifikationsergebnis der objektbasierten Analyse für Helgoland, MACS Hale | 76 |
| 4.26 Klassifikationsergebnis der objektbasierten Analyse für Berlin, UCX | 76 |
| 4.27 Klassifikationsergebnis der objektbasierten Analyse für München, DMC II . . . | 77 |
| 4.28 Falsch negative Klassifizierungen I | 78 |
| 4.29 Falsch negative Klassifizierungen II | 79 |
| 4.30 Falsch positive Klassifizierungen I | 80 |
| 4.31 Falsch positive Klassifizierungen II | 81 |
| 5.1 Workflow der automatischen Extraktion von Wasser | 85 |
| 5.2 Kachelungsprozess | 97 |
| 5.3 Vorbereitung - Ruleset-Optionen werden definiert und temporäre Layer erstellt | 97 |
| 5.4 Erstellung der Hilfsklassen erhöhte Objekte und mögliche Schatten und Syn- chronisierung mit dem Hauptlevel | 98 |
| 5.5 Klassifizierung von Wasser und Verfeinerung der Objektgrenzen | 99 |
| 5.6 Zusammenfügen der Kacheln und Export der Klassifizierungsergebnisse als Vektordateien | 100 |
| 5.7 WasserErwartungsMaske-Fenster für die Bedienung in ArcGIS | 100 |
| 5.8 Wassererwartungsmaske | 101 |

Tabellenverzeichnis

| | | |
|-----|---|----|
| 2.1 | Indizes für die Abgrenzung von Wasser und Land | 20 |
| 4.1 | Spectral Response UCX, DMC II, MACS Hale | 42 |
| 4.2 | Flugprotokoll der Befliegungskampagnen (Gesamtgebiete) | 42 |
| 4.3 | Statistischer Vergleich zwischen DOM-Aufbereitungs-Verfahren für das Unter- suchungsgebiet Berlin; Hinweis zur Berechnung: $Volumen = Veränderung\ in\ Höhe * (Zellgröße)^2$ | 48 |

1 Einleitung

Forschungsgegenstand

Wasser wird nicht nur als Urelement (nach EMPEDOKLES, etwa 492 - 432 v. Chr.) bezeichnet, sondern beeinflusst in jeder Hinsicht die Ansiedlung von Leben (vgl. GROHMANN ET AL., 2011:29f,178). In Form von Oberflächengewässern spielt es als prägendes Landschaftselement eine wichtige Rolle und ist für Geschichtswissenschaftler und Archäologen ebenso interessant wie für Biologen, Meteorologen und Geowissenschaftler. Die Detektion und Aufzeichnung von Wasserläufen und Gewässern ist seit jeher von großer Bedeutung, um die komplexen Zusammenhänge in Ökosystemen und Siedlungsstrukturen zu untersuchen. (vgl. LOZÁN ET AL. 2005:21ff)

Industrie, Kraftwerke und die landwirtschaftliche Produktion beziehen ihr Wasser sowohl durch Grundwasser als auch durch Oberflächenwasser. Der Bedarf durch die Wirtschaft und damit des Wasser-Fußabdrucks (Teil des ökologischen Fußabdrucks) wächst stetig. Ein regelmäßiges Monitoring der Ressource Wasser ist für die Aufrechterhaltung des Wassergleichgewichtes und den damit verbundenen ökologischen Prozessen wichtig, wie auch für die Abschätzung wirtschaftlicher Interessen (z.B. integrierte Wasserbewirtschaftungskonzepte, Standortanalysen). (vgl. GROHMANN ET AL., 2011:12f, LOZÁN ET AL. 2005:21ff)

Auch für ein effizientes und schnelles Handeln bei Umweltkatastrophen, die durch Flut- und Überschwemmungsereignisse begleitet werden, ist es vorteilhaft, das Ausmaß der Wassermassen schnell zu erfassen, um gezielte Hilfsmaßnahmen planen zu können. Die Beobachtung und Kartierung der Wasserflächen ist für das Wassermanagement von oberster Priorität. Vorhandene topographische Karten müssen stets aktualisiert und Flutereignisse schnell erfasst werden. Landschaftsformen, die in Fernerkundungsdaten erkennbar sind, lassen sich kostengünstig ohne hohen Zeit- und Personalaufwand und in verschiedenen Zeitperioden erfassen. So können mit der Hilfe von Digitalen Oberflächenmodellen Karten für die Hangneigung und -richtung erstellt und daraus mögliche Wasserabflusswege bis hin zu Flusseinzugsgebieten generiert werden. (vgl. MEIJERINK & MANNAERTS, 2000:330, MATTIKALLI & ENGMAN, 2000:73f)

Relevanz

Die Berechnung von kostengünstigen photogrammetrisch erzeugten Oberflächenmodellen für Planungsaufgaben oder die Erstellung von 3D-Modellen aus Luftbildaufnahmen stehen in zunehmendem Interesse. (vgl. MEIJERINK & MANNAERTS, 2000:330, MATTIKALLI & ENGMAN, 2000:73f)

Wasseroberflächen bereiten bei der automatisierten Analyse des Bildmaterials jedoch häufig Schwierigkeiten, da aufgrund ihrer Textur und der spiegelnden Eigenschaften aktive Sensorstrahlungen sowie passive solare Strahlung verstreut zurückgeworfen werden. Daher kommt es in den aufgenommenen Daten zu Bild- und Strukturfehlern (vgl. ALBERTZ, 2009:20). Bei der photogrammetrischen Erstellung von Digitalen Oberflächenmodellen kommt es darüber hinaus zu Fehlberechnungen. Da Wasseroberflächen nicht statisch sind, sondern durch klimatische und geographische Gegebenheiten ständiger Veränderung und Bewegung unterliegen (z.B. Einfluss von Wind, Sonneneinstrahlung, Hangneigung), wird für Wasser keine ebene, sondern eine unregelmäßige Fläche berechnet, die un reale Höhen und Tiefen beinhaltet. Diese Fehlberechnungen werden durch das automatische Matching-Verfahren zur Bestimmung homologer Punkte bei der Erstellung von digitalen Oberflächenmodellen verursacht (vgl. ZHANG UND GRUEN (2006:196). Die Anwendung einer Wassermaske auf diese Daten, kann diese Fehler bereinigen und nachfolgende Analysen erleichtern (vgl. MAUNE & DEWBERRY, 2010:27f). Ein automatisiertes Verfahren zur Klassifizierung von Wasseroberflächen, das uferkantengenau und mit möglichst wenig Prozessier- und Zeitaufwand arbeitet, wurde bisher in der Literatur kaum behandelt. Es ist stets ein hoher manueller Aufwand zur Bereinigung von Fehlklassifizierungen in Schatten- und Straßenbereichen notwendig, um eine gute Wassermaske zu erhalten. Die Modelle besitzen in der Regel nur regionale Gültigkeit und sind nicht global übertragbar.

Ziel

Ziel dieser Arbeit ist es, objektbasierte Modelle zu entwickeln, die es weitestgehend automatisiert ermöglichen, Wassermasken aus einem beliebigen Untersuchungsgebiet auf Basis von hochauflösenden True Ortho Luftbild Mosaiken und photogrammetrisch erzeugten Oberflächenmodellen abzuleiten. Dabei sollen Fehlklassifizierungen reduziert und der Automatisierungsgrad erhöht werden. Ein erstes Ziel ist, ein Modell zu entwickeln, das das Untersuchungsgebiet analysiert und aufgrund von definierten Parametern eine Wassererwartungsmaske erstellt. Mit Hilfe dieser Maske kann der Bearbeitungsraum für die darauf folgende objektbasierte Auswertung verringert werden, indem Gebiete, in denen kein Wasser zu erwarten ist, ausgeklammert werden. Für folgende Bildanalysen wird somit der Zeit- und Prozessierungsaufwand verringert.

Die Analyse hochaufgelöster Luftbildaufnahmen ermöglicht die Verwendung eines objektbasierten Ansatzes, um die Wasseroberflächen uferkantengenau zu klassifizieren. Es werden

objektbasierte Algorithmen und Indizes erstellt und in einem Ruleset kombiniert, das Wasseroberflächen aus den hochauflösenden Fernerkundungsdaten automatisiert detektiert. Durch vielfältige Kombinationen der Indizes soll das Modell auf unterschiedliche Wasseroberflächen angewendet werden können (bzw. gegebenenfalls optimierte Regelbasen je nach Gewässerstruktur bereitstellen).

In den Modellen sollen die spektralen, texturellen, geographischen und geometrischen Eigenschaften von Wasseroberflächen integriert werden (Indizes, statistische Parameter usw.). Diese Modelle werden auf verschiedene Untersuchungsgebiete, die mit unterschiedlichen Sensoren aufgenommen wurden, angewendet. Um die Ergebnisse der Modelle und deren Übertragbarkeit zu überprüfen und bewerten zu können, wird eine Genauigkeitsanalyse durchgeführt.

Fragestellung

Es stellt sich die Frage, inwieweit es möglich ist, eine Regelbasis bzw. ein Modell zu entwickeln, das oberirdische Wasserflächen auf Grundlage hoch aufgelöster optischer Fernerkundungsdaten mit Hilfe eines objektbasierten Ansatzes möglichst automatisiert detektiert. Dazu müssen folgende Unterfragen geklärt werden:

- Welche Eigenschaften besitzen Oberflächengewässer?
- Welche dieser Eigenschaften lassen sich in den vorliegenden Fernerkundungsdaten wiederfinden?
- Welche Algorithmen und Indizes eignen sich für eine objektbasierte Extraktion von Oberflächengewässern aus Fernerkundungsdaten?
- Wie hoch ist die Genauigkeit der extrahierten Wassermasken?

In den folgenden Kapiteln sollen diese Fragen beantwortet werden

Methoden/Daten

Als Datengrundlagen dienen vom Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V., Fachabteilung für Sensorkonzepte und Anwendungen (DLR-ASK), bereitgestellte hochauflösende Daten wie True Orthobild Mosaik (TOM) mit Nahem Infrarot Kanal (RGBI), Digitalem Oberflächenmodell (DOM) und einem speziell vom DLR bereitgestelltem Count-Layer. Es werden Daten von drei verschiedenen Kamerasystemen zur Verfügung gestellt.

Im Vorfeld der Arbeit mit objektbasierten Methoden sollen die bereitgestellten Daten untersucht und die Eigenschaften der Wasseroberflächen parametrisiert werden. Mit Hilfe einer GIS-Software werden die Eigenschaften der oberirdischen Gewässer und deren Umgebung (z.B. Hangneigung bei Fließgewässern), die in den fernerkundlichen Daten sichtbar und

ableitbar sind, in einem Modell kombiniert. So wird ein Hydrologie-Modell entwickelt, das unter Einbezug der statistisch abgeleiteten Parameter eine Wassererwartungsmaske erstellt.

Sind die Daten aufbereitet und die Erwartungsmaske definiert, werden die Daten einer objektbasierten Bildanalyse unterzogen. Grundlage eines objektbasierten Ansatzes ist eine Segmentierung der Bilder nach Ähnlichkeiten benachbarter Pixel. Es folgt die Klassifizierung von Wasserflächen über spektrale, texturelle, räumliche und geometrische Eigenschaften. Zudem wird eine eventuelle Methodenanpassung für verschiedene Gewässertypen vorgenommen.

Die Ergebnisse der Klassifizierung werden im Anschluss auf ihre Genauigkeit überprüft. Es erfolgt ein Vergleich der objektbasierten Klassifikation mit Referenzdaten. Anhand einer Error-Matrix können eventuelle Abweichungen visualisiert werden und Übereinstimmungsmaße, wie den Kappa-Koeffizienten, Users und Producer Accuracy (vgl. CONGALTON, 1991:36), abgeleitet und bewertet werden.

2

Klassifizierung von oberirdischen Gewässern in der Fernerkundung

Um Landschaftsformen zu klassifizieren sind in der Fernerkundung verschiedene Ansätze je nach Untersuchungsgegenstand, vorhandenem Datenmaterial und dessen Auflösung zu finden. Voraussetzung für jegliche Untersuchung ist ein gewisses Maß an Vorüberlegungen und Kenntnissen über die zu untersuchenden Forschungsgegenstände. Für eine Analyse von oberirdischen Gewässern ist es demnach wichtig, die verschiedenen Formen, Ausprägungen und das Verhalten der Gewässer zu beschreiben und daraus die unterschiedlichen Eigenschaften zu analysieren.

Grundlegend für die Auswertung von Fernerkundungsdaten ist das Verständnis darüber, dass lediglich die reflektierte elektromagnetische Strahlung der Sonne, also das Abbild der Erdoberfläche, betrachtet wird (vgl. ALBERTZ, 2009:2). Das zur Verfügung stehende Sichtfeld ist durch die Sensoren der Aufnahmegерäte und deren Ausrichtung vorgegeben. Somit lassen sich in der Regel nur die Wasserflächen betrachten und identifizieren, die aus der Vogelperspektive (bzw. Nadir-Perspektive) sichtbar sind. Die Flächen, die durch Vegetation, Brücken, Gebäude oder Geländeformationen verdeckt sind, bleiben für die Auswertung unberücksichtigt. Je nach Analyseschwerpunkt ist ebenfalls die zeitliche Einschränkung zu bedenken, da es sich bei fernerkundlichen Daten um Momentaufnahmen handelt. Wasserstände und der Anteil an überdeckten Flächen durch Vegetation variieren je nach Jahreszeit und klimatischen Veränderungen. Für die vorliegende Arbeit werden Bereiche ausgeschlossen, die hauptsächlich aus Schnee, Eis und Gletscherflächen bestehen, da sich diese wesentlich von den liquiden Gewässern in ihren physikalischen und optischen Eigenschaften unterscheiden. Für die Arbeit relevant sind somit nur schnee- und eisfreie oberirdische Fließgewässer, stille Gewässer, Meere und Ozeane, die in den Fernerkundungsaufnahmen sichtbar und visuell detektierbar sind und nicht von Vegetation oder anthropogenen Bauwerken verdeckt werden.

Offene Wasserflächen werden in der Fernerkundungs-Literatur über die Auswertung von elektromagnetischer Strahlung detektiert. Die zurückgeworfene Strahlung der Sonne im sichtbaren und infraroten Bereich des Lichts eignet sich dafür ebenso wie aktiv ausgesandte Mikrowellen, die an der Erdoberfläche reflektiert werden. Die Erdoberfläche selbst emittiert elektromagnetische Energie im thermalen Infrarot- und Mikrowellenbereich (passiv). (vgl. ZIMMERMANN, 1991:15)

2.1 Eigenschaften von Gewässern

Oberirdische Gewässer unterscheiden sich in ihren physikalischen sowie optischen Eigenschaften stark von anderen Landschaftsformen. Sie unterliegen einer eigenen Dynamik, die durch klimatische und geographische Einflüsse geprägt wird.

2.1.1 Physikalische Eigenschaften von Oberflächengewässern

Je nach Schwerpunkt der wissenschaftlichen Betrachtung werden die Gewässer nach unterschiedlichen Kriterien eingeteilt. Die gebräuchlichste Einteilung ist die Typisierung nach Meeren (96,5% vom Gesamtwasservolumen der Erde), Binnengewässern und Grundwasser (2,5% Süßwasser, 1% Salzwasser). Je nach Lage des Wasserkörpers erfolgt zudem eine Einteilung in oberirdische und unterirdische Gewässer. Zu den Binnengewässern zählen stille Gewässer wie Seen, Stauseen, Teiche, Weiher oder Salinen, und Fließgewässer, die sich aufteilen in Flüsse, Ströme, Bäche, Kanäle oder Quellen. Meere und Ozeane lassen sich in Randmeer, Mittelmeer oder Binnenmeer unterteilen. Über den globalen Wasserkreislauf sind die Gewässer untereinander und mit dem atmosphärischen Wasser verbunden (siehe Abbildung 2.1).(vgl. BICK, 1998:125f)

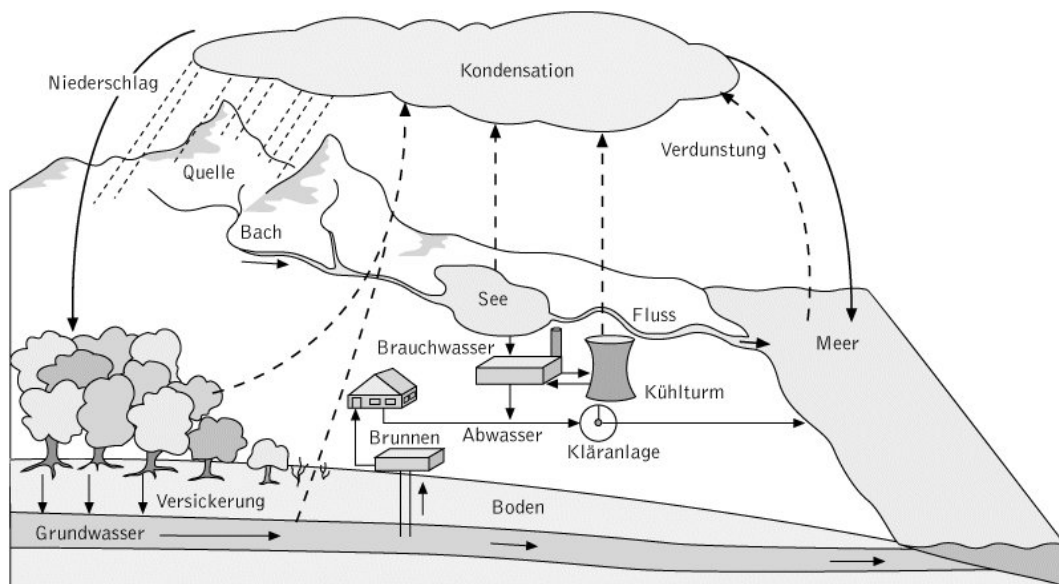


Abb. 2.1: Globale Wassernutzung nach BICK (1998:125)

Für die Analyse von Oberflächengewässern ist die Betrachtung der chemischen Verbindung Wasser obligatorisch. Wasser in seinem flüssigen Aggregatzustand verhält sich gegenüber dem gasförmigen und dem festen Zustand verschieden (vgl. GROHMANN ET AL., 2011:48ff). In der Auswertung fernerkundlicher Daten sind die physikalischen Eigenschaften von Wasser in seinem gasförmigen Zustand ebenfalls von essentieller Bedeutung, insbesondere im Hinblick auf atmosphärische Korrekturen. Ausführliche Informationen finden sich beispielsweise bei ZIMMERMANN (1991). Wasser in der Form von Oberflächengewässern ist vornehmlich als

flüssiges Aggregat in Fernerkundungsdaten sichtbar. Eis und Schnee als feste Formen von Wasser werden für diese Untersuchung ausgeschlossen, da diese sich in den spektralen und physikalischen Eigenschaften stark vom flüssigen Aggregatzustand unterscheiden und es somit einer eigenen Analyse bedarf. (vgl. GROHMANN ET AL., 2011:48ff)

Wasser, in flüssiger Form, zeichnet sich durch eine hohe Lichtdurchlässigkeit aus. Es absorbiert Wellenlängen im sichtbaren Bereich nur sehr schwach, der Extinktionskoeffizient ist bei reinem Wasser nahezu Null. Die Existenz von Fauna und Flora, die sonnenlichtabhängig sind, ist daher im Wasser möglich. Das Sonnenlicht wird von klarem Wasser zu einem großen Teil in den ersten zwei Metern der Wasseroberfläche absorbiert. Je nach Wellenlänge geschieht dies in unterschiedlicher Stärke (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:251, BICK, 1998:127).

Zahlreiche Untersuchungen (MOREL UND PRIEUR, 1977; SMITH UND BARKER, 1981; POPE UND FRY, 1997 u. a.) behandeln die optischen Eigenschaften reinen Wassers. So absorbiert Wasser, ohne Anteile anderer Inhaltsstoffe, Wellenlängen im blauen und grünen Bereich in sehr geringem Maße, die im roten und infraroten Wellenlängenbereich jedoch stark. Reines Wasser besitzt demnach eine bläuliche Eigenfärbung. Die Oberfläche von Wasser hat besondere Brechungs- und Reflexionseigenschaften. Nach der Fresnelchen Formel liegt das Reflexionsvermögen an der Oberfläche von Luft zu Wasser bei senkrechtem Lichteinfall bei 2%. Verändert sich der Einfallswinkel steigt das Reflexionsvermögen bis es bei einem streifenden Einfall zur Totalreflexion des Lichtes kommt. Dieser Einfallswinkel wird nicht nur durch die solare Exposition bestimmt, sondern ebenfalls durch den Winkel zur Objektoberfläche. Die Oberfläche von Wasser ist durch Windströmungen bis zu einem gewissen Grad veränderbar, unterliegt also keiner Formbeständigkeit. So kann es durch ausreichende Windgeschwindigkeiten zur Bildung von Wellen kommen. Diese verändern das Reflexionsvermögen des Wasserkörpers, aufgrund der Variabilität des Einstrahlwinkels der elektromagnetischen Energie. Wind kann zudem die Schaumbildung auf Wasser fördern. (vgl. ZIMMERMANN, 1991:23ff; BICK, 1998:127f)

Wasser kommt in natürlichen Gewässern nicht ohne weitere sogenannte Wasserinhaltsstoffe vor. Gewässer setzen sich aus einer Vielzahl komplexer Verbindungen zusammen, die je nach Gewässerlage, -typ und Umweltbedingungen variieren. Im Wasser sind sowohl gelöste und partikuläre Rückstände, organischer und anorganischer Substanzen (z.B. Mineralische Stoffe) als auch organische Makromoleküle zu finden. Wasser bietet zudem einer Vielzahl von Organismen, wie Phyto- und Zooplankton, Bakterien und Viren einen optimalen Lebensraum. Es beinhaltet somit auch deren Abbauprodukte und organischen Ausscheidungen. (vgl. ZIMMERMANN, 1991:21, BICK, 1998:127, GROHMANN ET AL, 2011:153f)

Je nach klimatischen Bedingungen und Jahreszeitenwechseln können die Inhaltsstoffe sowie die Vielfalt und die Populationsgröße von Lebewesen in Gewässern schwanken. Auch der Wasserpegel ist jahreszeitlichen Schwankungen unterworfen. Der Wasserstand kann aufgrund von starkem Niederschlag oder Gletscherschmelzen ansteigen und ebenso bei Trockenheit oder vermindertem Wasserzufluss fallen. Man unterscheidet perennierende Gewässer, die dauerhaft

Wasser führen, periodische, die von jahreszeitlichen Trocken- und Regenzeiten abhängig sind, sowie episodische, die nur nach starken Regenfällen auftreten. (vgl. BICK, 1998:128) Demnach sind die ökologischen und hydrologischen Bedingungen starken Schwankungen unterworfen, die zudem die spektralen Eigenschaften, also die Absorptions- und Streuprozesse (siehe Kapitel 2.1.1), beeinflussen. (vgl. BICK, 1998:127f)

Der Temperaturhaushalt von Gewässern wird durch das Zusammenspiel von Wärmeaufnahme aus der Atmosphäre, der Abgabe an eben diese sowie der jeweiligen Wärmeverteilung innerhalb des Gewässers bestimmt. Durch die Absorption der Strahlungsenergie in den obersten Schichten kann Wärme aufgenommen und durch Ausstrahlung, Verdunstung, Ableitung an die Umgebung oder den Abfluss von aufgewärmtem Wasser wieder abgegeben werden. (vgl. GROHMANN ET AL., 2011:42)

Im Vergleich zu Gesteinsschichten nimmt Wasser die Wärmeenergie langsamer auf und gibt diese langsamer ab (hohe Wärmeträgheit). Die spezifische Wärme von Wasser ist etwa viermal größer. Da die Wärmeleitfähigkeit sehr gering ist, kommt es zu Schichtbildungen in Seen, die je nach Jahreszeit ausgeprägter oder geringer sind. In warmen Jahreszeiten lagern sich Schichten unterschiedlicher Temperatur und Zusammensetzung übereinander (Dichteanomalie des Wassers) (vgl. BICK, 1998:135f; GROHMANN ET AL., 2011:50f). Bei durchgängig kalten Temperaturen, kühlen sich die oberen Schichten des Wassers ab und sinken nach unten, so dass eine Vollzirkulation stattfindet. Im Winter kann sich die Oberfläche des Gewässers so stark abkühlen, dass die Temperatur unter 4°C sinkt, die Dichte des Wassers somit wieder abnimmt und sich eine invers stabile Schichtung ausbildet. Diese ermöglicht die Bildung von Eis auf der Oberfläche eines Sees. Mit der jahreszeitlichen Veränderung des Wärmehaushalts verändert sich auch das optische Erscheinungsbild der Gewässer. (vgl. BICK, 1998:136; GROHMANN ET AL., 2011:50ff)

Wasser als flüssiges Material fließt, den Bedingungen der Schwerkraft unterworfen, im Allgemeinen durch Gelände, das einer Neigung (Gefälle) unterworfen ist. Zu diesen Geländeformen zählen vor allem Täler und Senken, die zum Teil durch die Flüsse je nach geologischen Grundbedingungen geformt wurden. Es existieren Fluss- bzw. Talsysteme unterschiedlichster Komplexität. Durchgängig mit Wasser gefüllte Hohlformen im Festland sind Seen, die geschlossen oder an ein Abflusssystem angebunden sein können.

Fließgewässer können komplexe Systeme bilden, denen unterschiedliche Entstehungsbedingungen vorausgehen. Diese lassen nicht immer auf geomorphologische Abhängigkeiten schließen. Neben parallelen Flussnetzen, die vorwiegend auf verlandeten Meeresböden oder eiszeitlichen Gletscherablagerungen auftreten, können sich radiale Flussnetze von einem zentralen Gipfel aus bilden. Diese Formen können sich zu komplexeren Gebilden entwickeln, wie einem dendritischen System, dessen Verzweigungen an die eines Baumes erinnern. Sehr stark geologisch geprägt und von den strukturellen Merkmalen des Gesteins abhängig, sind rechtwinklige Flussnetze, deren Strömung durch das entsprechende Kluftsystem gesteuert wird. Von sogenannten chaotischen Flusssystemen spricht man, wenn deren räumliche Struktur keinem

System folgt, außer dem des lokalen Gefälles. Von der Quelle bis zur Mündung verändern sich die abiotischen Gegebenheiten wie Breite, Tiefe, Gefälle, Strömungsgeschwindigkeit, Wasserführung, Bodenbeschaffenheit und Temperatur. (vgl. BICK, 1998:164)

Stille Gewässer entstehen in Hohlformen der Landoberfläche. In tektonischen Bruchzonen, in Vertiefungen durch glaziale Erosionen oder an Aufstauungen von Moränen sind Seen häufig zu finden. Ebenso können sich Seen in Kratern, Maaren, an verlandeten Küsten oder am Ende eines Fließgewässers (Endsee) bilden. Zu anthropogen geschaffenen Seen zählen Bagger- oder Stauseen. (vgl. BICK, 1998:128)

Stille Gewässer weisen gegenüber Fließgewässern kein Gefälle auf, sind in ihrer Form kompakter (Verhältnis von Länge und Breite) und sind räumlich von umschließenden Landflächen begrenzt. Durch die kompaktere Oberfläche sind Seen in Fernerkundungsaufnahmen weniger von Überdeckungen durch Vegetation oder anthropogen geschaffenen Objekten betroffen. Fließgewässer bilden hingegen überregionale komplexe Netze aus, die das Wasser oftmals in schmalen Flussbetten führen, die häufig von Baumkronen verdeckt werden.

Meere sind demgegenüber große zusammenhängende Wassermassen, die die Landmassen umgeben. Sie unterliegen den Gezeiten, also dem rhythmischen Wechsel von Flut und Ebbe, und transportieren über sehr komplexe Strömungssysteme unterschiedlich temperiertes Wasser mit deren Inhaltsstoffen. (vgl. BICK, 1998:170f)

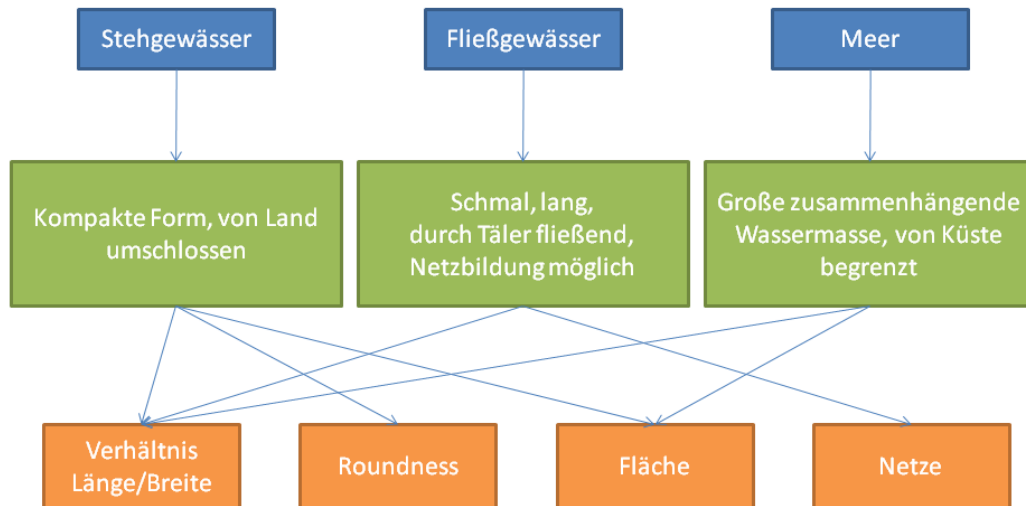


Abb. 2.2: Gewässer - Bildmodell

2.1.2 Optische Eigenschaften von Oberflächengewässern

Um die optischen Eigenschaften von Wasser näher zu bestimmen, ist es notwendig, die abhängigen Parameter und Faktoren zu definieren, die den Transport der elektromagnetischen Strahlung zur Erdoberfläche und zum Aufnahmesensor beeinflussen. Das Reflexionsvermögen der Erdoberfläche setzt sich aus der Streuung und Absorption der einfallenden solaren bzw.

Himmelsstrahlung, der Attenuation (Dämpfung) und Fluoreszenz zusammen. Die Ablenkung der elektromagnetischen Strahlung, die bei der Interaktion der Teilchen im Strahlengang auftritt, ist abhängig von der Wellenlänge und dem Durchmesser der interagierenden Teilchen. Für die Fernerkundung relevant sind unter anderem die Rayleigh Streuung an den Luftmolekülen der Atmosphäre sowie die Mie-Streuung, die z.B. an Staubpartikeln und Wassermolekülen auftritt. Bei der Absorption wird die Energie des Photons (Lichtquant) von den Ionen oder Molekülen aufgenommen, so dass sich deren Energiezustand erhöht. Bei Gewässern hängt die Absorptionsstärke nicht nur von den Wassermolekülen, sondern ebenfalls von den Wasserinhaltsstoffen ab. Die Absorption und die Streuung der elektromagnetischen Strahlung bewirken eine generelle Abschwächung (Attenuation) der Rückstrahlung (nach JERLOV, 1968 zitiert bei ZIMMERMANN, 1991:27). Einige Wasserinhaltsstoffe sind in der Lage einen Teil der aufgenommenen Energie umzuwandeln und als Eigenstrahlung abzugeben. Diese Eigenschaft nennt man Fluoreszenz. Das optische Abbild der Objekte der Erdoberfläche setzt sich aus den inhärenten optischen Eigenschaften und den scheinbaren optischen Eigenschaften zusammen. Die oben beschriebenen, also jene die von Art und Menge der Inhaltsstoffe selbst abhängig sind, zählen zu den inhärenten Eigenschaften. Die scheinbaren optischen Eigenschaften, beschreiben das Zusammenspiel von inhärenten Merkmalen und den geometrischen Parametern des Strahlungsfeldes, wie der Strahldichte, Bestrahlungsstärke und den Reflexionsgrad. (vgl. KIRK, 1994:19ff; ZIMMERMANN, 1991:27ff)

Ausführliche Erläuterungen sind z.B. bei ZIMMERMANN (1991), KIRK (1994) oder MOBLEY (1994) zu finden. Nach der Theorie des Strahlungstransfers trifft das Sonnenlicht auf die Atmosphäre, wird in der obersten Schicht (v.a. von Ozon) im ultravioletten Wellenlängenbereich (UV) absorbiert und trifft dann auf die Erdkruste. Abhängig ist die Intensität des Lichts, das auf die Erdkruste einstrahlt, von zahlreichen Faktoren. Der Sonnenstand und die Geländehöhe bestimmen die Weglänge des Lichts und somit die Absorption bzw. Streuung an den Teilchen in der Atmosphäre. Die Zusammensetzung der Atmosphäre und die Bewölkung beeinflussen diese Prozesse ebenso erheblich. An der Gewässeroberfläche kann es zudem je nach Einfallswinkel der Sonnenstrahlung zu 'Glitter-Effekten' kommen (häufig bei Wellengang). Dabei wird das Licht direkt an der Wasseroberfläche reflektiert und die Aufnahmesensoren erhalten keine bzw. kaum Informationen über den Wasserkörper. (vgl. ZIMMERMANN, 1991:27ff)

Bei Betrachtung von Gewässern im sichtbaren Wellenlängenbereich (0,4-0,7µm) wird deutlich, wie stark die spektralen Eigenschaften variieren können. Abhängig sind diese von sich gegenseitig beeinflussenden Faktoren wie der Reflexion der elektromagnetischen Strahlung an der spiegelnden Wasseroberfläche, Schwebstoffen im Wasser, der Attenuation und der Reflexion am Gewässergrund und dessen Vegetation (schematische Abbildung 2.3). (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:19f)

Die Absorption von kurzwelliger Strahlung ist bei reinem Wasser sehr gering. Rote und infrarote langwellige Wellenlängen werden dagegen stark absorbiert. Reinem Wasser wird demnach eine bläuliche Eigenfärbung nachgewiesen. Die Inhaltsstoffe des Wassers beeinflussen

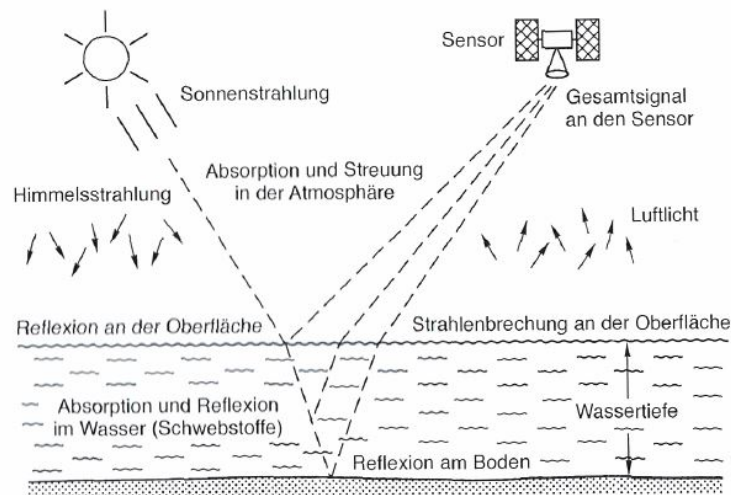


Abb. 2.3: Strahlungsverhältnisse an Wasserflächen (ALBERTZ, 2009)

die spektrale Signatur der Oberflächengewässer erheblich, so dass anhand von Fernerkundungsdaten Rückschluss auf die Qualität bzw. das Vorkommen und die Konzentration einiger Inhaltsstoffe gezogen werden kann. Eine Absorption in den niedrigen Wellenlängenbereichen kann beispielsweise auf das Vorhandensein von Gelbstoffen hinweisen, wie unter anderem ZIMMERMANN (1994:83f) und MOBLEY (2004:62f) erläutern. Phytoplankton reflektiert die elektromagnetische Strahlung unterschiedlich stark in verschiedenen Wellenlängenbereichen. Abhängig ist die Reflexion bzw. Absorption von der Art, den Umweltbedingungen und den vorhandenen Nährstoffen. Eine spektrale Signatur, die Phytoplankton im Allgemeinen definiert, kann nicht gefunden werden, da die optischen Eigenschaften sehr stark variieren. (vgl. ZIMMERMANN, 1994:76ff ; RITCHIE & SCHIEBE, 2000:288f; KITE & PIETRONIRO, 2000:218; ALBERTZ, 2009:213; LILLESAND ET AL., 2008:252f) Schaumbildung auf Meeren und großen Binnengewässern prägt ebenfalls deren optisches Gesamtbild.

Je nach Gewässertiefe und Gewässertrübung können der Grund und dessen Bewuchs die spektrale Signatur stark beeinflussen. Dieser Effekt tritt vor allem bei flachen, klaren Gewässern und Küstenregionen auf. Die Vegetation am Gewässergrund und an oder auf der Wasseroberfläche ist zudem je nach Jahreszeit und Entwicklungsstadium durch saisonale Veränderungen geprägt. Mit einer Veränderung der Pflanzen, sei es in Wuchs oder Vielfalt, verändert sich die spektrale Absorptionskurve eines Gewässers. Besonders deutlich kann dieser Effekt in der Ozeanographie zu speziellen Algenblüten beobachtet werden. Aber auch in Binnengewässern schwanken die Inhaltsstoffe sowie die Vielfalt an Flora und Fauna je nach Jahreszeit und ökologischen Bedingungen. (vgl. BICK, 1998:127)

Wichtig bei der Betrachtung von Ozeanen gegenüber Binnengewässern sind die unterschiedlichen Strahlungsverhältnisse. So ist der atmosphärische Druck und somit die Streuung an atmosphärischen Teilchen über Ozeanen größer. Die atmosphärischen Korrekturen bei der Bildverarbeitung müssen angepasst werden, um die tatsächlichen spektralen Informationen

zum Wasserkörper ohne atmosphärische Verzerrungen zu erhalten. (vgl. ZIMMERMANN, 1991:120ff)

Strahlung im nahen (0,7-1,3 μ m) und mittleren bzw. kurzwelligen Infrarot (1,3-3,0 μ m) wird so stark und innerhalb der ersten Dezimeter unter der Oberfläche absorbiert, dass offene Wasserflächen dunkel bis fast schwarz auf Infrarotaufnahmen erscheinen (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:252). Thermale Infrarotaufnahmen (10,0-12,5 μ m) machen die hohe Wärmeträgheit von Wasser im Vergleich zu Landoberflächen deutlich. Aufnahmen um die Mittags- und gegebenenfalls um die Nachtzeit offenbaren eine große Differenz der Wärmestrahlung zwischen den zwei Landschaftsformen. Passive Mikrowellensensoren (Radiometer) messen die Mikrowellenstrahlung der Erde. Jedes Objekt emittiert Mikrowellen abhängig von der jeweiligen Atomzusammensetzung und der Kristallstruktur. Flüssiges Wasser emittiert weniger Strahlung als Eis oder Festland. Diese Eigenschaften sind vor allem in der Ozeanographie von Interesse. Die radiometrische Auflösung der Systeme ist jedoch sehr gering, da die emittierte Mikrowellenstrahlung sehr gering ist und somit über großen Gebieten Strahlung aufgenommen wird. (vgl. ZIMMERMANN, 1991:13f)

Wasserflächen lassen sich in der Fernerkundung ebenfalls mit aktiven Sensorsystemen identifizieren. Laser oder Radar-Systeme (0,8-100cm im Mikrowellen-Spektrum) sind unabhängiger von atmosphärischen Störungen und können somit bei jedem Wetter eingesetzt werden (vgl. KITE & PIETRONIRO, 2000:219). Dabei werden die Mikrowellen beim Auftreffen auf eine ruhige Wasseroberfläche direkt wie von einer spiegelnden Oberfläche reflektiert, so dass, anders als bei anderen Landoberflächen, die Strahlung nicht zum Sensor zurückgeworfen wird. Bei anderen nicht homogenen Landformen werden die Mikrowellen diffus reflektiert, so dass ein Teil der Energie wieder zum Sensor gelangt. In den Aufnahmen lassen sich somit Wasser und Land an dem Kontrast des Rückstreuungssignals unterscheiden. (vgl. PIETRONIRO ET AL., 2005:121, ZIMMERMANN, 1991:15)

In der Fernerkundung erfolgt die Gewässerunterscheidung durch optische Eigenschaften und deren Ursachen. Verschiedene historische Ansätze zur Klassifikation von Gewässern werden in ZIMMERMANN (1991:86f) vorgestellt. Bereits 1904 untersuchte FREIHER VON UND ZU AUFSESS die Abweichungen der Farbe natürlicher Gewässer. Er stellte wie DAVY und BUNSEN (zitiert bei AUFSESS, 1904:678) heraus, dass reines Wasser eine blaue Eigenfarbe besitze. Zudem nehme die Trübung der Gewässer keinen großen Einfluss auf die Farbzusammensetzung, lediglich auf deren Intensität. Stattdessen schreibt er den im Wasser gelösten Substanzen eine farbverändernde Wirkung zu, die abhängig ist von den geologischen Verhältnissen der Umgebung. Er schlägt eine Einteilung der Gewässer nach Absorptionsstärke der blauen Strahlen vor. (vgl. AUFSESS, 1904:693ff)

KALLE (1939:2ff) macht in seinem Beitrag ‚Zum Problem der Meereswasserfarbe‘ die Fülle an Farbnuancen in einem Farbdreieck deutlich, dass die drei Grundempfindungen des Auges (Rot, Grün, Blau) zueinander ins Verhältnis setzt (siehe Abbildung 2.4).

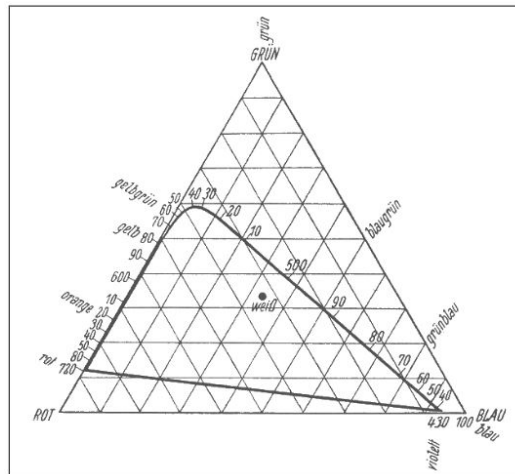


Abb. 2.4: Farbendreieck KALLE (1939:2ff)

MOREL UND PRIEUR (1977:715) unterscheiden die Gewässer nach ihren optischen Eigenschaften in Case I und Case II Gewässern. Eine Überarbeitung des Modells erfolgte durch GORDON & MOREL im Jahr 1983. In Case I Gewässern bestimmt der Anteil von Phytoplankton die optischen Eigenschaften eines Gewässers. Die übrigen Wasserinhaltsstoffe korrelieren stark mit der Konzentration des Phytoplanktons. Dieses Konzentrationsverhältnis tritt bei offenen Ozeanen auf. Beeinflussen alle Wasserinhaltsstoffe die spektrale Reflexion, ohne dass diese untereinander korrelieren, werden die Wasserflächen als Case II Gewässer eingestuft. Küsten- und Binnengewässer gehören demnach zu Case II Gewässern, bei denen zudem Flachwassereffekte auftreten können. Der Gewässergrund und dessen Vegetation können optischen Eigenschaften des Wassers beeinflussen. In Fernerkundungsdaten sind diese schwieriger zu interpretieren, da diese ein breites Farbenspektrum umfassen können, also sehr unterschiedliche spektrale Signaturen vorweisen.

PRIEUR & SATHYENDRANATH (1981:684f) verfeinern die Einteilung von Case II Gewässern durch Einbeziehung der Absorptionseigenschaften der drei hauptsächlich reflektierenden Wasserinhaltsstoffe bei 440 Nanometer. Sie untergliedern die Case II Gewässer in sechs Untergruppen, die jeweils durch die unterschiedlichen Konzentrationen der jeweiligen Wasserinhaltsstoffe zueinander unterschieden werden (siehe Abbildung 2.5).

MOBLEY (2004:63) kritisiert die Einteilung in Case I und Case II Gewässer, da diese zu vereinfacht und unpräzise sei und Streueffekte anderer Wasserinhaltsstoffe (z.B. Coccolithen) und des Gewässerbodens weitgehend unberücksichtigt lasse (vgl. GORDON ET AL., 1988:10919). Demnach würde das Modell in seiner Anwendung auf Case I Gewässer häufig versagen. MOBLEY beschreibt Gewässer als eine komplexe Mischung aus partikulären und gelösten Substanzen, die eine Vielzahl von optischen Variationen erzeugen können.

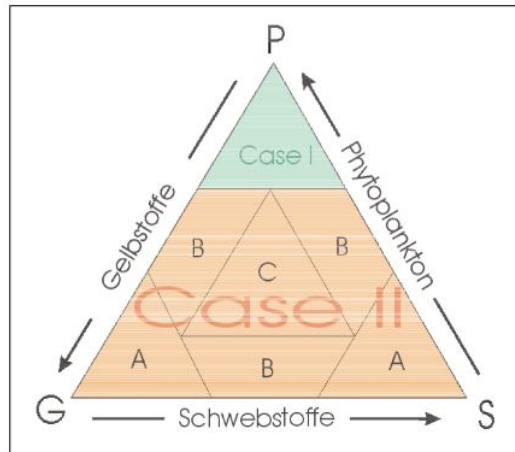


Abb. 2.5: Dreiecksdiagramm zur optischen Klassifizierung nach PRIEUR & SATHYENDRANATH (1981:684f)

2.1.3 Extraktion von Oberflächengewässern auf Basis hochaufgelöster Fernerkundungsdaten

Die Klassifikation von Wasserflächen ist vor allem bei Land Cover Klassifikationen, Change Detection oder auch der Detektion und dem Schutz bei Flutereignissen und Umweltkatastrophen von hoher Bedeutung. In der Literatur gibt es bisher einige Studien mit unterschiedlichen Fragestellungen und Ansätzen zur Untersuchung von Wasseroberflächen. Sie werden hier kurz erläutert und im Hinblick auf die Erstellung und Bearbeitung eigener Wassermasken auf ihre Eignung untersucht.

Eine Reihe von Studien beschäftigt sich mit der Sammlung und Auswertung beschreibender Informationen wie Temperatur, Trübung, Chlorophyll und dem Anteil an gelösten organischen Stoffen im Wasser sowie vorherrschender Vegetation (z.B. WASS ET AL., 1997). Zudem werden mit photogrammetrischen Methoden Wasserstände und Wassertiefen gemessen und überwacht (z.B. LANE ET AL., 2003) und Flutereignisse detektiert (HAHMANN ET AL., 2009; HERRERA-CRUZ UND KOUDOGBO, 2009). Viele Arbeiten beschäftigen sich mit der Erstellung von Landcover-Karten. Als Landcover-Klasse wird Wasser stets mit klassifiziert. Demzufolge sind ebenfalls Studien von Interesse, die sich nicht nur auf die Klassifikation von Wasser beschränken.

JEBUR ET AL. (2013) vergleichen in ihrer Studie drei Methoden der Klassifizierung von Land-use/Land-cover. Sie stellen mit Hilfe von Support Vector Machines (SVM) als Klassifikator die pixelbasierte und objektbasierte Klassifikation gegenüber. Anhand eines Decision Trees (DT) vergleichen sie die Ergebnisse mit einer manuellen Klassifikation. Als Datengrundlage dienten Satellitenbilder des SPOT 5, Google Earth und Ground Truth Daten. Die objektbasierte Support Vector Machine hatte höhere Klassifikationsgenauigkeiten als die anderen beiden Verfahren. Wasser wurde manuell mittels geringer Reflexion im Infrarot Kanal abgegrenzt. Für die überwachten Klassifikationen mit objekt-basierter SVM wurde für die Klasse Wasser eine

hundertprozentige Genauigkeit ermittelt. Für die pixelbasierte und die manuelle Klassifizierung waren die Ergebnisse ebenso durch hohe Genauigkeiten geprägt.

YUE UND WANG (2010) nutzen für ihre objektbasierte Analyse Bilder des SPOT5 (Nov 2006). Für eine Extraktion von Wasserflächen wird auch eine Support Vector Machine (SVM) genutzt, um die Klassifikation zu erleichtern. Erst erfolgte eine kanten-basierte Segmentierung. Im Merge-Schritt wurde der Full Lambda-Schedule Algorithmus genutzt. Mit der SVM erfolgt die überwachte Klassifizierung anhand einiger Trainingsobjekte. Zur Einstellung der Parameter gibt es keine genauen Angaben. Als weitere Datengrundlagen dienten ein Panchromatisches Bild von IKONOS (Dez 2008) und ein Digitales Höhenmodell. Die Autoren stellen heraus, dass eine objekt-orientierte Klassifikation gegenüber einer überwachten pixel-orientierten effektiver und die Genauigkeit bei der Extraktion von Wasser höher ist.

HAMEDIANFAR UND SHAFRI (2012:268ff) behandeln in ihrem Paper ebenfalls die Klassifikation der Landbedeckung und vergleichen unterschiedliche Klassifikationsverfahren anhand eines Ausschnitts von Selangor des WorldView-2 (WV-2) von März 2009. Um die Flächen zu klassifizieren nutzten die Autoren spektrale Eigenschaften der Oberflächen über den Optimum Index Factor (OIF), über den optimale Band-Kombinationen berechnet werden. Sowohl spektrale als auch räumliche Bildverarbeitungsprozesse fanden in der objektbasierten Klassifikation mit der EnviEx Software für eine fuzzyrule-based und überwachte SVM Anwendung. Zusätzlich wurden Texturparameter und der NDVI bei der Klassifizierung der einzelnen Klassen einbezogen. Für jede Landcover-Klasse wurde ein Rule-Set angelegt. Für die Detektion von Wasser nutzten HAMEDIANFAR UND SHAFRI Sättigung, Farbton und Intensität. Um farbtönen-ähnliche fehlklassifizierte Straßenabschnitte zu entfernen, wurde der NIR Kanal genutzt und kleine Objekte mit dem Area-Tool aussegmentiert. Für die überwachte objekt-orientierte SVM Anwendung wurde für die Klasse Wasser eine Produzentengenauigkeit von 85,37% und für die Nutzergenauigkeit ein Wert von 100% erreicht. Fehlklassifikationen gab es zwischen Swimmingpools und Bäumen. Die Genauigkeit für Produzenten und Nutzer lagen bei der fuzzyrule-based bei 100% und damit gegenüber den anderen Landcover-Klassen am höchsten. Hier wurden zusätzlich das NIR2 Band sowie bestimmte Farbbereiche erfolgreich genutzt, um Wasser von dunklen Objekten wie Straßen und Dächer abzugrenzen.

Zur Erfassung von Feuchtgebieten nutzen ANDRESEN ET AL. (2002:3083ff) den Ansatz der objekt-orientierten Klassifizierung. Als Grundlage dienten IKONOS Satellitenaufnahmen aus dem Jahr 2001 von April und August und berechnete Daten des NDVI. Die Segmentierung und Klassifizierung erfolgte in eCognition zum einem nach hierarchischem Prinzip und zum anderen über hinzugefügte GIS-Layer. Unterteilt wurde über den NDVI in die Klassen Vegetation und Nicht-Vegetation. Zur Abgrenzung von Wasser wurde das rote und das nahe Infrarotspektrum genutzt. Weitere Differenzierungen erfolgten unter anderem für die Klassen Landwirtschaft, Feuchtgebiete und Schilfvorkommen, sowie für andere Vegetation in Feuchtgebieten. Die Genauigkeit wurde anhand ihrer Zuordnungsstabilität zu den jeweiligen Klassen gemessen. Bis auf Übergangsgebiete zwischen verschiedenen Hauptklassen war die Zuordnung zu den

einzelnen Klassen sehr stabil ($> 90\%$). Klassenspezifische Angaben werden jedoch nicht angegeben.

Mit der Analyse von Veränderungen in Feuchtgebieten und deren Klassifizierung beschäftigten sich ebenso DRONOVA ET AL. (2011:3220ff) am Beispiel des größten Feuchtgebietes Chinas, dem Poyang Lake. Als Datengrundlage dienten Satellitenbilder aus den Jahren 2008 und 2007 des Beijing-1 Micro-Satelliten mit drei spektralen Kanälen (near-infrared, red, green). Mit dem Multi-Resolution-Algorithmus mit höherer Gewichtung auf dem NIR-Kanal und einer Anpassung der Parameter für Form, Kompaktheit und Größe erfolgte die Segmentierung in eCognition. Eine überwachte Klassifizierung mit dem Nearest Neighbor Klassifikator diente zur Segmentierung von Wasser, Vegetation, Sand und Watt. Dazu wurden Trainingsobjekte gesammelt, die mit Hilfe von Grenzwertbereichen über den NDVI für Vegetation, den NDWI nach McFEETERS (1996) für Wasserobjekte und der Eigenschaft ‚Brightness‘ (Helligkeit) für Sand definiert wurden. Die Grenzwertbestimmung erfolgte über die multitemporale statistische Verteilung jedes spektralen Index für jede Szene. Wattflächen wurden separat klassifiziert. Dafür wurden lokale Maxima der durchschnittlichen NDWI-Differenz zwischen Nachbarn gesucht, die innerhalb der Standardabweichung für unklassifizierte Objekte im Mittel der NDWI-Werte für die November-Szene liegen. Diese Spanne wurde dann auf andere unklassifizierte Objekte angewandt. Die Indizes und die Maximum Difference Funktion für Veränderungen der Helligkeit wurden genutzt, um die Zugehörigkeit zu Watt abzuschätzen und andere Klassen abzugrenzen. Für die Klassen Wasser und Watt wurden 82% und 76% Genauigkeit erreicht.

DRONOVA ET AL. (2012:357ff) verfeinerten die Segmentierung und Klassifizierung der Landbedeckung und passen ihre Methoden der neuen Datengrundlage entsprechend an. Neben Aufnahmen von Landsat 5 TM und dem Beijing-1 Micro-Satelliten aus 2008 stehen den Autoren Boden-Daten zur Verfügung, die nicht nur zur Validierung der Landcover-Klassen, sondern auch zur weiteren Bestimmung von Unterklassen der Vegetationsbedeckung dienen. Für die Berechnungen des NDWI und des NDVI wird anstelle des nahen Infrarots das kurzwellige Infrarot genutzt. Es werden 6 verschiedene Algorithmen des maschinellen Lernens getestet und die Genauigkeit der Verfahren verglichen. Zusammenfassend stellen die Autoren fest, dass sich Klassifizierungsalgorithmen auf Basis des maschinellen Lernens für die Analyse der Landbedeckung eignen, jedoch die Genauigkeit der einzelnen Verfahren von der Größe des Untersuchungsgebietes und der Bildsegmentierung abhängig ist.

Ein Ansatz zur Klassifikation von Industrie- Seen stellen UCA AVCI ET AL. (2014:565ff) vor, der für ein ökologisches Wassermanagement von Nutzen sein kann. Mittels einer hierarchischen Klassifikation wurden die Ablagerungsbecken und die Seeflächen klassifiziert und auf verschiedenste Parameter, wie Wassertiefe, untersucht. Es diente ein ASTER Datensatz von Juni 2010 als Grundlage. Für eine Multi-Level Segmentierung und Klassifizierung wurde der Algorithmus der Definiens AG, die Multi-Resolution-Segmentation, genutzt. Mit Hilfe von Trainingsflächen wurde eine Überwachte Klassifizierung vorgenommen. Für diese Flächen wurden die com-

pactness, shapeindex, meanvalues, Grey-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) homogeneity berechnet und analysiert. In vier Levels erfolgte daraufhin die Klassifikation in Klasse See bzw. Ablagerungsbecken und diese jeweils untergliedert in Wassertiefe bzw. Produktionsstufe. Mit einer Genauigkeit von etwa 80% wurde das Gebiet erfolgreich klassifiziert.

Durch eine objektbasierte Analyse detektierten BERTANI ET AL. (2010) Seen in der Region von Pantanal von Nhecolândia und differenzierten anhand von ASTER-Daten zwischen salinen und nicht-salinen Seen. Für die Segmentierung wurde der Multiresolution-Algorithmus verwendet. Eine Klassifizierung in die Klassen ‚Lake‘, anhand der Eigenschaften Meanpixelvalue von Band 2 und der Roundness, oder ‚Non-Lake‘ erfolgte. Die Segmente, die als Lake klassifiziert wurden und eine Kante teilen, wurden zusammengefasst (merge region). Die Klasse der ‚non-Lakes‘ wurde erneut mit der Multi-Resolution segmentiert. Die Klasse ‚Sand‘ wurde durch das Kriterium Mittelwert von Band 3 größer als 170 abgegrenzt. Die verbleibenden Segmente der Klasse ‚non-Lakes‘ wurden zusammengefasst und wieder mit den gleichen Parametern des ersten Multi-Resolution-Algorithmus segmentiert. Die Abgrenzung der ‚saline Lakes‘ erfolgt über die Nachbarschaft zur Klasse ‚Sand‘. Alle Segmente mit einer relativen Grenze zu ‚Sand‘ mit über 60%, wurden als saline Seen eingestuft. Die Detektion und Unterscheidung zwischen salinen und nicht-salinen Seen wurden als effizient für die untersuchte Region eingeordnet. Der vergleichsweise geringe Prozentsatz für die absolute Genauigkeit von 73% wird auf die Fehlklassifizierungen von periodischen Seen zurückgeführt, die sich in unterschiedlichen Stadien der Austrocknung befinden.

HAHMANN ET AL. (2009:207ff) beschreiben ein Konzept zur Wasser-Erkennung als ein Bereich der TanDEM-X Mission. Zudem wird ein Ansatz zur schnellen Kartierung von Katastrophen-Flutereignissen vorgestellt. Das Hauptanliegen der Autoren war ein globales Wasserflächen-Dataset zu erstellen. Vor dem Prozessieren der Daten, sollte ein Modell testen, ob in der abgebildeten Fläche Wasserobjekte zu erwarten sind. Die SRTM Wasser Maske und das GSHHS wurden als Grundlage genutzt und diese um fehlende Flächen erweitert. MODIS/Terra Land Cover Type Daten wurden eingesetzt, um Wüsten und die Polarregion auszuschließen. Diese Wassermaske wurde vor dem Prozessieren der TanDEM-X Daten berechnet und als binärer Datensatz im DEM integriert. Somit wird der Rechenaufwand verringert, da trockene Gebiete im Vorfeld ausselektiert werden und nicht prozessiert werden müssen. Die Zuordnung zu Wasser soll mit Hilfe von Schwellwertberechnungen unterschiedlicher spektraler und textueller Eigenschaften erfolgen. Genauere Hinweise zur weiteren Bearbeitung der Daten fehlen.

2010 führen HAHMANN und WESSEL eine weitere Studie durch, deren Ansatz für die Unterstützung der TanDEM-X Mission untersucht wurde. Es werden aktive Konturen zur Erfassung von Wasseroberflächen genutzt. Ein parametrisches aktives Kontur-Modell von HAMARNEH ET AL. wird mit einem geometrischen Modell von WASILEWSKI verglichen (vgl. zitiert in HAHMANN UND WESSEL, 2010:897ff). Beide Methoden sind halbautomatisch und liefern relativ gute Ergebnisse.

HERRERA-CRUZ und KOUDOGBO (2009) beschäftigen sich mit der schnellen zeitnahen Erfassung von Katastrophenfolgen und besonders den Ausmaßen von Flutereignissen. Sie nutzen für ihren Ansatz mit TerraSAR-X und Landsat Daten einer objektbasierten Methode. Die Segmentierung und die Extraktion von Flutständen erfolgt automatisch, während die Erfassung der Wassermaske halbautomatisch gelöst wird. In Definiens Developer erfolgt die Segmentierung nach dem Multi-Resolution-Algorithmus. Die Autoren orientieren sich bei der Klassifikation an den optischen Eigenschaften von Wasser. Da Wasser die meisten Strahlungen absorbiert, hat es in CIR-Bildern eine dunkle Farbe. Mit steigender Wellenlänge verringert sich die Intensität der spektralen Reflexionskurve. Klares tiefes Wasser erhält im infraroten Kanal den virtuellen Wert 0. Auch die Rückstreuung von Radarwellen ist gering und die Wasseroberflächen erscheinen dunkler als ihre umgebenen Landflächen. Basierend auf diesen Parametern wird ein Rule-based Klassifikations-System erstellt. Welche Parameter in welcher Stärke einfließen, wird nicht genannt. Je nach optischem und SAR Sensor gibt es geringe Unterschiede bei der Detektion von Wasser. Fehlklassifizierungen zum Beispiel in Schattenbereichen aufgrund geringerer Reflexion, müssen im Nachhinein korrigiert werden. Zusammenfassend stellen die Autoren fest, dass das Prozessieren und automatische Erfassen der Flutausmaße fünf Mal weniger Zeit benötigt als die manuelle Kartierung. Ferner merken sie an, dass eine Nachbearbeitung zur Verbesserung der Ergebnisse notwendig sein kann (z.B. bei Fehlklassifizierung der Schattenbereiche) und die Verarbeitung von verschiedenen Fernerkundungsquellen ein wichtiger Faktor für die Qualität der Ergebnisse darstellt.

Probleme bei der Detektion von Wasser treten vor allem durch Objekte wie Vegetation oder Gebäude auf, die Wasserflächen verdecken. Aber auch durch Schatten treten oft Fehlzuschreibungen auf, die ähnliche spektrale Eigenschaften suggerieren. Durch die teils diffusen Reflexionen auf der Wasseroberfläche wirkt diese, abgesehen von ruhigen klaren Seen, teilweise sehr heterogen in hoch auflösenden Bildern, was die automatische Zuordnung ebenfalls erschwert.

Einen bisher in der Literatur wenig bedachten Ansatz stellen HÖFLE ET AL. (2009:1635) in ihrer Arbeit mit Airborne-Laserscanning-Systemen (ALS) zur Kartierung von Wasserflächen vor. Die Reflexionseigenschaften von Wasseroberflächen im nahen Infrarot werden mit den Informationen der Oberflächenrauigkeit aus dem ALS kombiniert und bilden die Grundlage zur Unterscheidung zwischen Land und Wasser. Eine Region Growing Segmentierung wird zur Erfassung potentieller Wasserflächen genutzt. Eine endgültige Unterscheidung zwischen Wasser und Nicht-Wasser Objekten erfolgt mittels objektbasierter Klassifizierung. Diese Methode ist für glatte Wasseroberflächen (am Beispiel des Inns, Österreich) sowie für proglaziale verwilderte Flüsse (z.B. Hintereisfernerbach, Österreich) geeignet und zeigte einen hohen Grad an Automatisierung und Genauigkeit. Um die Punktwolke zu segmentieren ist im Vorfeld eine Parametrisierung erfolgt. So werden abgeleitet aus vorangegangenen Studien (z.B. ANTONARAKIS ET AL., 2008; BRZANK ET AL., 2008) Eigenschaften und Schwellenwerte festgelegt. Wasser besitzt eine geringe Oberflächenrauigkeit, zeigt geringe Intensitäten und Ausreißer und weist eine hohe relative Variation der Intensität auf. So können fehlsegmentierte

Objekte mit ähnlichen spektralen Eigenschaften entfernt, Wasser klassifiziert und eine Wasser-Land-Grenze generiert werden. Im Gegensatz zu optischen Aufnahmesensoren und SAR Bildern ist es möglich, Wasserlinien sauber zu detektieren, auch wenn diese von Bäumen oder Büschen überwuchert sind. Brücken durchschneiden jedoch die Wasserflächen, da der Laserstrahl nicht durch feste Objekte "sehen" kann (vgl. HÖFLE ET AL. 2009).

WUEST UND ZHANG (2009:55ff) nutzten für eine Abgrenzung der einzelnen Landcoverflächen die regionenbasierte (region-based) Segmentierung für hochauflösende Satellitenbilddaten (QuickBird multispektral 2,44m). Es wird eine Lösung mittels Fuzzy Band Ratio (FBR) Hierarchical Split Merge Refinement (HSMR) vorgestellt. Der Algorithmus bezieht verschiedene Verhältnisse der multispektralen Bänder und Indizes für eine Segmentierung mit ein: Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) von TUCKER (1979), Water Ratio Index (WRI) in NAVULUR (2007) und das Verhältnis des blauen und roten Kanals. Die modifizierten Verfahren wurden an Testgebieten der QuickBird Aufnahmen angewandt und verglichen. Die FBR HSMR Lösung wird als erfolgsversprechende Methode zur Segmentierung gleichartiger Landschaftsformen herausgestellt.

Indizes wie der Normalized Difference Water Index NDWI nach McFEETERS (1996:1425ff) werden in verschiedenen Studien genutzt. In den Studien von LI ET AL. (2013:5531ff) und BARTHOLOMÉ ET AL. (2010:987ff) ist der Umgang mit diesem erläutert. Erweitert wurde dieser Ansatz unter anderem durch XU'S (2006:3025ff) NDWI, der mit Hilfe des SWIR Kanals arbeitet und bessere Ergebnisse in der Detektion von Wasser liefert.

2.1.3.1 Zusammenfassung

Für die Extraktion von Wasser wurden unterschiedliche Softwareprodukte und verschiedene Parameter in den Studien vorgestellt. Die Genauigkeiten sind je nach verwendeten Daten und Algorithmen unterschiedlich. Für die vorliegende Arbeit werden die Ansätze und Parameter auf Eignung überprüft und an die vorhandenen Daten und Softwareprodukte angepasst. In den vorangegangenen Studien werden vor allem Satellitenbilddaten unterschiedlicher Auflösungen genutzt. Für hochauflösende Daten eignet sich ein objektbasierter Ansatz, der sich gegenüber der pixelbasierten Methoden durch höhere Genauigkeiten bei der Klassenzuweisung auszeichnet. Kombinierte Verfahren erreichen regionenspezifisch die höchsten Genauigkeiten.

Eine überwachte Segmentierung mittels Support Vector Machines scheint erfolgsversprechend, da dieses Verfahren sich durch hohe Genauigkeiten auszeichnet. Jedoch ist es notwendig, genügend Trainingsgebiete zu definieren, um eine Klasse sicher abzugrenzen. Für eine automatische Detektion kann dies einen hohen Aufwand bedeuten. Bei der objektbasierten Extraktion ist die Segmentierung der Bildgrundlage im Vorfeld von hoher Bedeutung. Häufig wird die Multiresolution Segmentierung von TRIMBLE angewandt oder es werden kanten- sowie regionen-basierte Verfahren genutzt. Einen neuen komplexen Ansatz stellen WUEST UND ZHANG (2009) mit dem Fuzzy Band Ratio Hierarchical Split Merge Refinement vor.

Die Abgrenzung von Wasser durch den IR-Kanal liegt aufgrund der geringen Reflexion durch die Wasseroberfläche nahe, jedoch ist je nach Art des Gewässers mit Fehlsegmentierungen auf der Wasseroberfläche sowie in Schattenbereichen und Straßen zu rechnen. Der Einbezug weiterer Parameter wie die Sättigung, der Farbton, die Intensität und die Größe bzw. Form für die Detektion von Wasser wird in zukünftige eigene Untersuchungen einbezogen, insofern passende Schwellwerte (Thresholders) gefunden bzw. verallgemeinert werden können. Einen Überblick über die Gewässereigenschaften und die daraus resultierenden Parameter zur Extraktion aus Fernerkundungsdaten gibt die Abbildung 2.6. Für die Abgrenzung von Wasser zu anderen Landschaftsformen und Objekten wurden in der Literatur verschiedene Indizes und Bandkombinationen genutzt, die in der Tabelle 2.1 zusammengefasst sind.

| Indizes | Gleichung | Autor |
|--|---|---|
| NDVI, Normalized Difference Vegetation Index | $NDVI = (NIR - R)/(NIR + R)$ | ROUSE, 1973; TUCKER, 1979 |
| NDWI, Normalized Difference Water Index | $NDWI = (G - NIR)/(G + NIR)$ $MNDWI = (G - SWIR)/(G + SWIR)$ $NDWI = (R - SWIR)/(R + SWIR)$ | McFEETERS, 1996; XU, 2006; ROGERS&KEARNEY, 2004 |
| WRI, Water Ratio Index | $WRI = NIR/B + R/B + G/B$ | NAVULUR, 2007 |
| Blue/Red-Ratio | $BRRatio = B/R$ | |
| LWM, Land and Water Masks | $WaterMask = (NIR)/(G+0.0001)*100$ | erwähnt von UDDIN, 2010 |

Tab. 2.1: Indizes für die Abgrenzung von Wasser und Land

Diese Indizes sind auf Grundlage von Satellitenbilddaten und deren möglicher Bandkombination entstanden. Inwieweit sich diese für die Luftbildfernerkundung eignen, bedarf detaillierter Untersuchung. Die Ergebnisse werden in Kapitel 4.3.1 dargestellt. Multispektrale Luftbildsensoren besitzen in der Regel vier Kanäle, die sich in ihren spektralen Wellenlängenbereichen überlappen und/oder zwischen den einzelnen Kamerasystemen keine einheitlichen Spektren abdecken.

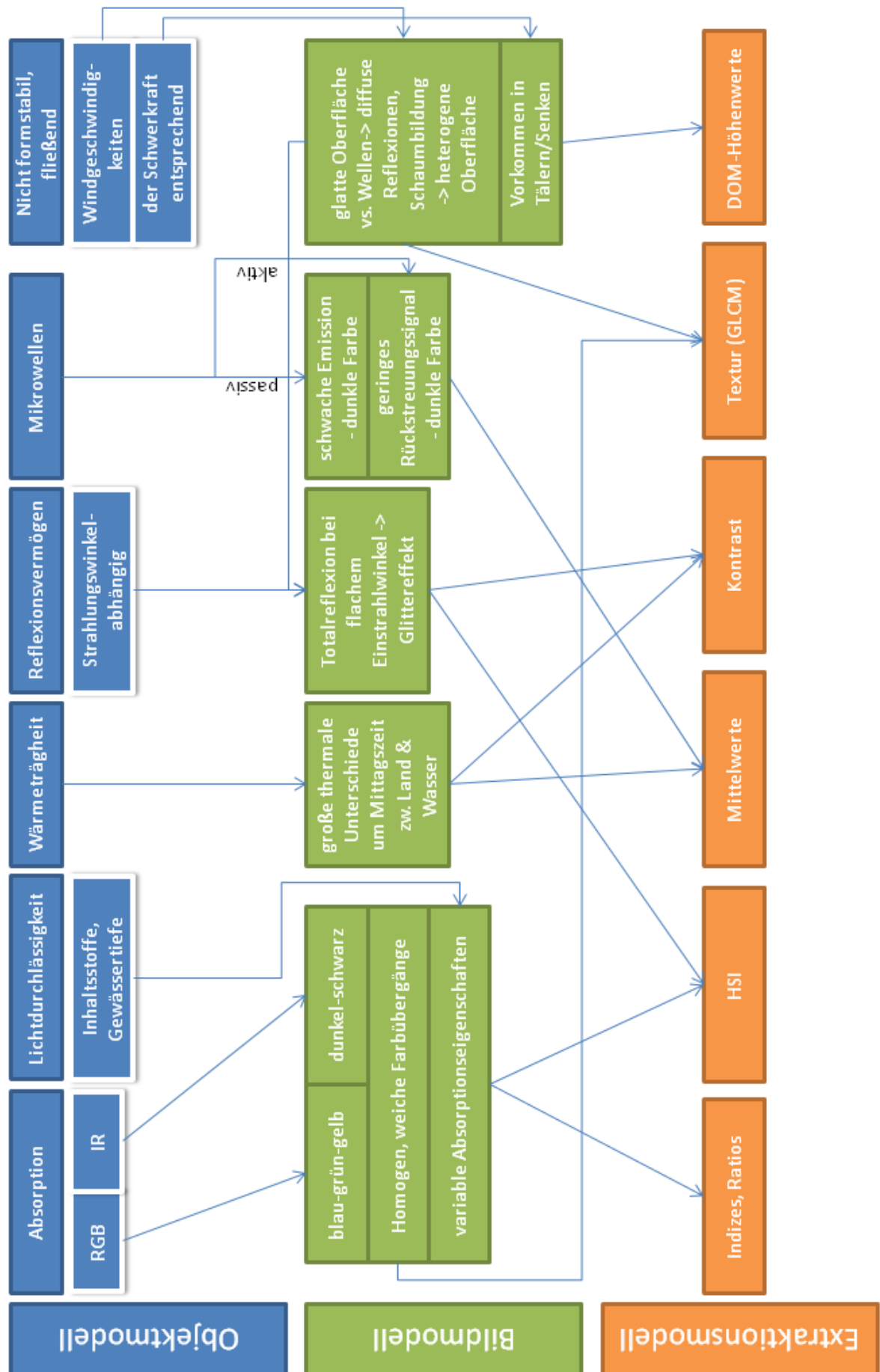


Abb. 2.6: Objektmodell - Bildmodell - Extraktionsmodell

2.2 SGM-Prozessierungseigenschaften von Oberflächengewässern

Das Abbild der Erdoberfläche durch ein Fernerkundungsaufnahmegerät ist abhängig von der elektromagnetischen Strahlung, deren Intensität und spektralen Zusammensetzung, die der jeweilige Sensor aufnimmt. Diese Faktoren werden beeinflusst durch die Beleuchtung des Geländeraums und die Reflexion an vorhandenen Objekten (ALBERTZ, 2009:9f). Für Wasserkörper variieren die Reflexionseigenschaften stark, da diese, wie in Kapitel 2.1.2 beschrieben, abhängig sind von Wassertiefe, Gewässerboden, Wasserinhaltsstoffe, der biologischen Situation und der Beobachtungsrichtung. Die Wiedergabe der Wasseroberflächen kann aufgrund dieser wechselnden Parameter stark divergieren (vgl. ALBERTZ, 2009:20). Zudem handelt es sich bei Wasseroberflächen um bewegte und farblich homogene Objekte, die bei der Prozessierung von auswertbaren Bildgrundlagen in Nadir- bzw. Orthogonalperspektive und Oberflächenmodellen in der Regel zu Zuordnungsfehlern bei der Bildverarbeitung führen können (vgl. ZHANG UND GRUEN, 2006:196). In den folgenden Unterkapiteln werden die Probleme bei der Prozessierung von Luftbildern, die Gebiete mit Gewässern abdecken, näher beschrieben.

2.2.1 Grundlagen der Luftbilddatenerhebung

Die Analyse eines Gebietes aus hochauflösenden digitalen Luftbildern erfordert eine Verarbeitung der Originalbilder zu einem photogrammetrisch korrekten True Orthophoto Mosaik (TOM). Die Senkrechtaufnahmen von Luftbildern erfolgen mit einer Längsüberlappung zur Flugrichtung sowie einer Querüberdeckung zwischen den Flugstreifen (siehe Abbildung 2.7). Dabei wird die aufzunehmende Fläche durch überlappende Streifen abgedeckt, um diese durch stereoskopische Methoden weiterzuverarbeiten. So erfolgt in der Regel eine Längsüberdeckung von mindestens 60% und eine Querüberlappung von mindestens 20%, damit sichergestellt ist, dass jeder Punkt durch mindestens ein Stereobildpaar abgedeckt ist. (vgl. ALBERTZ, 2009:37)

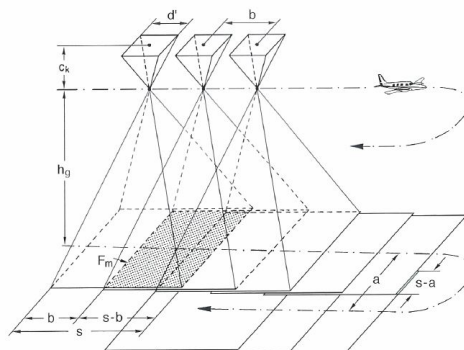


Abb. 2.7: Flächenhafte Luftbilddaufnahme (ALBERTZ, 2009)

Bei der Aufnahme der einzelnen Bilder ändert sich die äußere Orientierung aufgrund von Lageveränderungen des Aufnahmegerätes stetig (vgl. ALBERTZ, 2009:48). Mit Hilfe von

Messungen durch das integrierte Global Positioning System (GPS) und der Auswertung der inertialen Messeinheit (inertial measurement unit, IMU) können die äußere und innere Orientierung der Daten mit guter Lagengenauigkeit ermittelt werden. Die Aerotriangulation bzw. eine Sensororientierung erfolgt mithilfe der Orientierungsparameter zur Bestimmung der Bildorientierung (vgl. HEIPKE, 2003:171). Bei der Aerotriangulation werden Verknüpfungspunkte in den sich überlappenden Bildern gesucht, um die Bilder zueinander in Beziehung zu setzen und in ein Koordinatensystem einzupassen. Der entstehende Bildverband ermöglicht die Abdeckung und somit Analyse großer Gebiete, zu denen keine eingemessenen Passpunkte vorliegen. Aus dem vorhandenen Bildverband kann über ein Bildzuordnungsverfahren ein digitales Oberflächenmodell (DOM) erstellt werden, das Voraussetzung ist, um ein True Orthophoto Mosaik zu generieren (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:126). Einen historischen Überblick zur Entwicklung verschiedener Algorithmen für die Erstellung eines DOM gibt beispielsweise GRUEN (2012) in „Development and status of image matching in photogrammetry“. Die vorliegenden DOMs wurden mittels Semiglobal Matching (SGM) nach HIRSCHMUELLER (2005) prozessiert.

2.2.2 SGM

Das Semiglobal Matching (SGM) nach HIRSCHMUELLER (2005) zeichnet sich gegenüber anderen Bildzuordnungsverfahren durch eine hohe Subpixelgenauigkeit und hohe Kantenschärfe aus. Es basiert auf einer pixelbasierten Punktzuordnung mittels Matchingkostenberechnung, Kostenaggregation und Disparitätsermittlung (vgl. HIRSCHMÜLLER, 2008:328f). Im panchromatischen Kanal erfolgt die Zuordnung der Bildpunkte aus jeweils sechs überlappenden Bildern (die zwei vorangehenden, zwei folgenden Bilder in Flugrichtung und die der jeweiligen überlappenden benachbarten Fluglinien). Im Sinne der Epipolargeometrie erfolgt die Bestimmung der Objektpunkte durch das Aufspannen von homologen Strahlen durch das Projektionszentrum der einzelnen Luftbilder und der Bildelemente, die sich in einem gemeinsamen Punkt schneiden (space intersection). Dieser Objektpunkt wird für jedes Bildpaar generiert und ist durch die Koordinaten im dreidimensionalen Raum (x , y , z) identifiziert (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:180). Die Höheninformationen (z -Koordinaten) dieser entstandenen Punktwolken werden zu einem georeferenzierten Raster interpoliert und für ein finales DOM kombiniert. Die DOM der einzelnen Bildpaare können jedoch Flächen enthalten, für die keine Höheninformation generiert werden konnte (siehe Kapitel 2.2.2.1). Es entstehen NoData-Bereiche, die durch eine lineare Interpolation ausgehend von umliegenden Pixeln geschlossen werden. Die Höheninformationen der einzelnen Pixel werden in einem finalen DOM als Grauwerte symbolisiert. Durch die pixelweise Zuordnung der Bildelemente bleibt die Bodenauflösung der Ausgangsdaten erhalten (vgl. HIRSCHMÜLLER, 2008:328ff).

2.2.2.1 Erzeugung des digitalen Oberflächenmodells von Gewässer- und Landflächen

Die automatische Erzeugung von digitalen Oberflächenmodellen auf Basis von Satelliten- oder Luftbildaufnahmen ist mit verschiedenen Algorithmen und Matching-Verfahren möglich. Den Verfahren gleich sind jedoch Artefakte, die bei der DOM-Generierung auftreten. ZHANG UND GRUEN (2006:196) fassen die Hauptprobleme der Verfahren stichwortartig zusammen:

- a) Fehlen von ausreichender Textur
- b) ausgeprägte Objektdiskontinuitäten
- c) keine flächenhaft gleichmäßige Punktkorrelation
- d) sich wiederholende Objekte
- e) Verdeckungen
- f) bewegte Objekte sowie Schatten
- g) mehrschichtige und transparente Objekte
- h) radiometrische Artefakte wie spiegelnde Reflexionen
- i) Verarbeitung von Digitalem Oberflächenmodell zum Digitalen Geländemodell

Je nach Original- und Zielauflösung des Datenmaterials beeinflussen diese Zuordnungsprobleme bei der Suche nach korrespondierenden Punkten in unterschiedlichem Maße die Qualität des digitalen Oberflächenmodells. Je hochauflösender die Daten, umso mehr korrespondierende Punkte werden auf problematischen Gebieten und Objekten gesucht, die zu Fehlern führen können. Ein DOM, das aus einem niedrig aufgelösten Datensatz generiert wurde, wird gegenüber einem aus hochaufgelösten Daten weniger Artefakte, aber auch weniger Informationen aufweisen (vgl. ZHANG UND GRUEN, 2004:1). Aus hochauflösenden Daten werden aus diesem Grund auch DOMs mit geringerer radiometrischer Auflösung generiert (Downscale), um die Ergebnisse zu vergleichen und das beste auszuwählen. Die Artefakte, die keinem regelmäßigen Muster entsprechen, werden in der Regel manuell bereinigt oder editiert. Auf Wasseroberflächen treffen mehrere Eigenschaften zu, die bei der DOM-Erzeugung zu Fehlern führen können. Gewässer sind in der Regel sehr homogen und haben in Fernerkundungsaufnahmen keine eindeutige Textur. Wasser gehört unter anderem zu bewegten Objekten und weist unterschiedliche Transparenz auf. Es reflektiert in unterschiedlicher Intensität die elektromagnetische Strahlung je nach solarem Stand und Aufnahmewinkel. Diese und andere optische Effekte der Oberfläche führen zu Zuordnungsfehlern und Zuordnungslücken, die im DOM bei der SGM-Prozessierung durch Interpolation zu irrealen Höhenwerten führen können.

So werden beispielsweise bei CARL ET AL. (2013:264) Wasserflächen in den Ausgangsdaten identifiziert und die Höhen der betroffenen Gebiete auf ein passendes Level gesetzt. Bei Flüssen erfolgt schrittweise eine manuelle Anpassung der Höhe entsprechend des durchflossenen Geländes. Diese manuelle Anpassung wird häufig als Hydro-flattening bzw. Hydro-conditioning

bezeichnet (vgl. MAUNE & DEWBERRY, 2010:27f). Bei der Generierung eines DOMs mit dem Semi-Global-Matching wird zudem eine Maske ausgegeben, die die Anzahl der korrespondierenden Punkte eines Pixels wiedergibt. Die Qualität des Matchings kann anhand dieses Layers bewertet werden. Diese sogenannte Count-Maske zeigt die Bereiche an, die aufgrund fehlender korrespondierender Punkte einer Höhenverfälschung unterliegen könnten.

2.2.2.2 Erzeugung des True Orthophoto Mosaiks

Um die Daten einer Befliegung korrekt auswerten zu können und diese dann in kartenähnliches Material oder in ein Geoinformationssystem (GIS) zu überführen, ist es notwendig den Bildverband geometrisch zu entzerren. Die zentralperspektivischen Ausgangsdaten der Befliegung werden dabei so umgeformt, dass das Gelände in senkrechter Parallelprojektion auf eine horizontale Ebene übertragen wird (vgl. ALBERTZ, 2009:152). Mithilfe eines digitalen Oberflächenmodells (DOM) werden Lagefehler, die durch das Geländereief und erhöhte Objekte (Höhenverkippen zum Beispiel an Gebäuden und Brücken) entstehen, durch eine Differentialentzerrung korrigiert. Sichttote Flächen, und somit fehlende Rauminformationen, werden durch Daten aus den Nachbarbildern, die betroffenen Gebiete mit anderen Aufnahmewinkeln abdecken, gefüllt (vgl. HEIPKE, 2003:173). Das entstandene True Orthophoto ist geometrisch korrekt. Es enthält keine durch Verkippen sichtbaren Texturen wie Hausfassaden und kann somit für exakte Distanz- und Flächenmessungen verwendet werden (vgl. Abbildung ??). Diese Vorteile überwiegen im Vergleich zum digitalen Orthophoto, das mittels eines digitalen Geländemodells (DGM) entzerrt wird. So wird zwar das Geländereief fehlerfrei dargestellt, doch bleiben Verkippen an Objekten erhalten.

Bei der Mosaikierung werden die inneren Bildbereiche der einzelnen True Orthophotos mit geringem Blickwinkel genutzt und noch vorhandene Sichtschattenbereiche interpoliert (vgl. POZNANSKA, 2013:10). Für eine Auswertung von Bildverbänden wird eine geometrische und radiometrische Homogenität vorausgesetzt. Kommt es bei der Aufnahme der Bilder zu wetterbedingten Belichtungsveränderungen, können die radiometrischen Eigenschaften der Flugstreifen stark variieren. Eine radiometrische Anpassung wird bei der Prozessierung der Bilddaten zu Bildmosaiken notwendig. So lassen sich radiometrischen Kanten vermeiden, die nicht nur den optischen Eindruck, sondern auch eine Klassifizierung stark beeinträchtigen. Die radiometrischen Anpassungen verändern die Grauwerte der Originalbilder, indem Kontrast-, Helligkeits- und Farbunterschiede ausgeglichen werden. Informationen für die radiometrische Anpassung werden in den Überlappungsbereichen benachbarter Bilder gesammelt (ALBERTZ, 2009:117f). Die Anpassungen zwischen den einzelnen Bildern und Flugstreifen bei der Mosaikprozessierung und der radiometrischen Homogenisierung beruhen auf statistischen Veränderungen der jeweiligen Originalwerte.

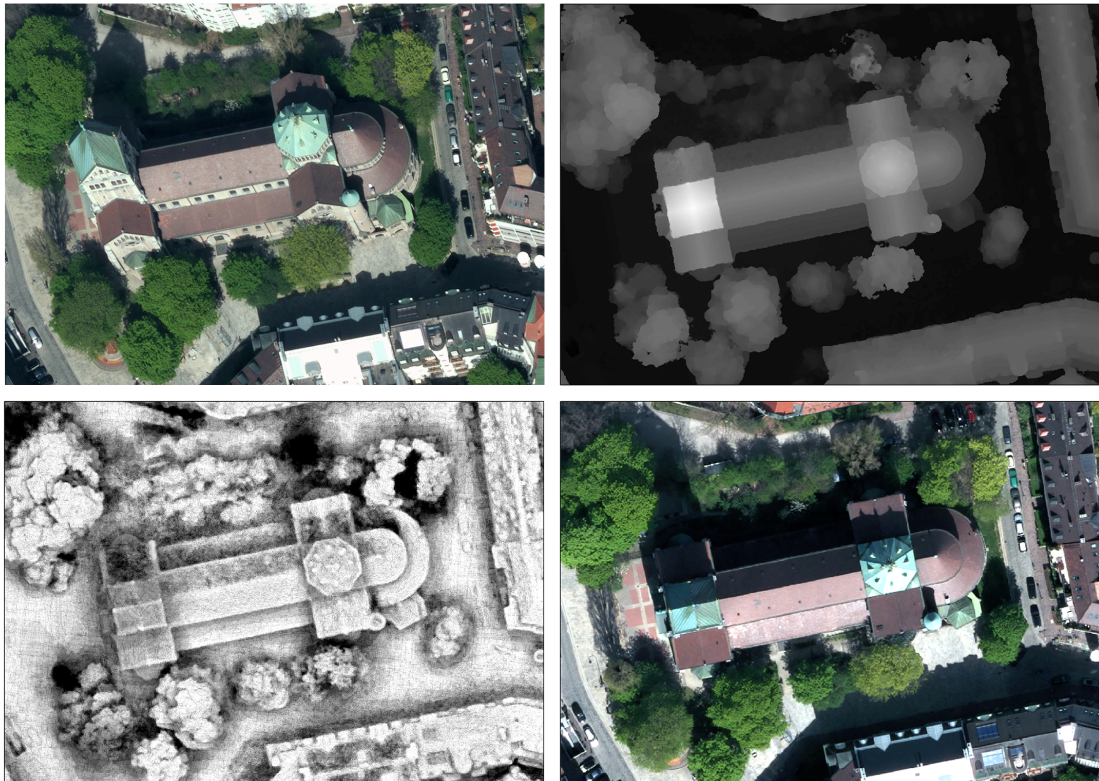


Abb. 2.8: Erstellung eines True Orthophoto Mosaics: originales Luftbildfoto mit Verkippungen (oben links), DOM mit Semiglobal Matching nach HIRSCHMUELLER (2005) erstellt (oben rechts), Count-Maske (unten links), prozessiertes TOM (unten rechts)

3 Methodische Vorüberlegungen

Für die Extraktion der oberirdischen Wasserflächen werden Modelle entwickelt, die weitestgehend automatisiert arbeiten. Das erste Modell, das in den folgenden Kapiteln vorgestellt wird, soll die Datenmenge für die objektbasierte Analyse reduzieren. Für die objektbasierte Analyse wird eine Regelbasis entwickelt, die oberirdische Wasserflächen, die in den Fernerkundungsdaten sichtbar sind, klassifiziert und extrahiert. Um die Ergebnisse bewerten zu können, sind Genauigkeitsanalysen notwendig, deren Bedeutung am Ende des Kapitels vorgestellt wird.

3.1 Entwicklung eines Hydrologie-Modells zur Erstellung einer Wassererwartungsmaske mittels GIS

Hydrologische Modelle sind für Aspekte des Wassermanagements unverzichtbar. Sie erfordern neben einem hohen Maß an Expertenwissen und Erfahrung auch die Kombination unterschiedlicher Geoinformationen, die räumliche Wechselbeziehungen zwischen physikalischen Gegebenheiten und anthropologischen Situationen einbeziehen. Geographische oder hydrologische Geoinformationssysteme eignen sich, um verschiedene Datengrundlagen unterschiedlicher Zeitpunkte auszuwerten und Modelle und Simulationen zu generieren (vgl. MEIJERINK & MANNAERTS, 2000:329)

So können mit der Hilfe von Digitalen Oberflächenmodellen Karten für die Hangneigung und -richtung erstellt und daraus mögliche Wasserabflusswege bis hin zu Flusseinzugsgebieten generiert werden (vgl. MEIJERINK & MANNAERTS, 2000:330, MATTIKALLI & ENGMAN, 2000:73f)

Dass Wasser ein fließendes Medium ist und stets dem Gefälle folgt, ist Leitmotiv für die Generierung von Wassereinzugsgebieten. Das Strömungsverhalten und der Weg über die Wasserscheiden, kann für die Generierung von Wassermasken auf Grundlage von DOMs genutzt werden. Dafür wird um die Wasserabflusswege ein ausreichend großer Puffer gelegt. Dieser schließt Bereiche, in denen Wasservorkommen möglich ist, ein und grenzt trockene Bereiche aus. Diese Puffer werden vektorisiert und dienen als Vorlage für die Wassererwartungsmaske. Durch die Anwendung der Wassererwartungsmaske auf die Daten, kann der Aufwand und die Prozessierungszeit erheblich reduziert werden. Maßgeblich dafür ist der Ausschluss jener Gebiete von der Analyse, die keine natürlichen Wasserflächen beinhalten können.

3.1.1 Hydrologie-Modell auf Grundlage des DOM

Für die Generierung möglicher Wasserabflussläufe werden die digitalen Oberflächenmodelle ausgewertet. Das jeweilige Höhenmodell muss im Vorfeld der Berechnung bearbeitet werden. Es erfolgt eine Glättung der Geländeoberfläche. Das bedeutet, dass eventuelle Artefakte und kleine Senken aufgefüllt werden, um die großflächige Berechnung der Strömungsrichtung nicht zu beeinflussen. Dabei werden die sogenannten Senken als Zellen ohne definierte Drainagerichtung identifiziert. Die Senke ist somit der tiefste Punkt der sie umliegenden Zellen. Ein Schwellwert wird festgelegt, der den erlaubten Höhenunterschied zu den Nachbarzellen festlegt. Wird dieser unterschritten, werden die Senken korrigiert, indem sie bis zur Höhe der angrenzenden Abflusspunkte aufgefüllt werden. So wird das Gelände geglättet (siehe Abbildung 3.1). Senken mit größerer Höhendifferenz als der festgelegte Schwellwert bleiben als Senken erhalten. (vgl. ESRI, 2013a)

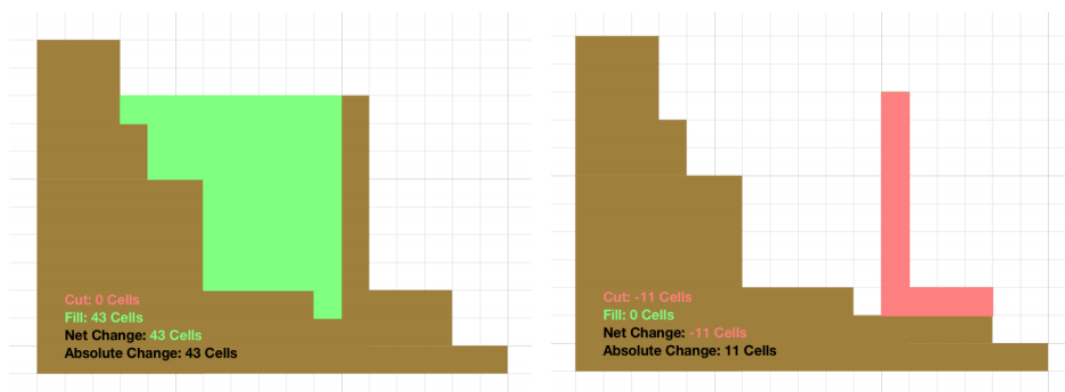


Abb. 3.1: Pit Removed using Fill (ESRIS ARCGIS ArcHydro) (links), Pit Removed Using Cut (ESRIS ARCGIS)

Berechnungen kleinräumiger Strömungsrichtungen können durch diesen Prozess verfälscht werden. Die Wahl des Grenzwertes muss dem Ziel der Untersuchung angepasst werden. Für die vorliegenden SRTM Daten und die des DOMs werden keine Schwellwerte festgelegt, so dass alle Senken entfernt werden, da für die vorliegenden Datensätze von München und Berlin dendritische Flussnetze angenommen werden.

Da die Bearbeitung des Höhenmodells die folgenden Berechnungen der Abflussakkumulationen direkt beeinflusst, ist eine kritische Betrachtung der Veränderungen notwendig. Insbesondere bei den photogrammetrisch erzeugten digitalen Oberflächenmodellen kann es, wie in Kapitel 2.2.2.1 beschrieben, zu Fehlmatchings und somit zu Ausreißern bei der Generierung der Höhenwerte kommen. Eine Glättung der Geländeoberfläche, die lediglich Senken auffüllt, bedeutet eine insgesamt hohe absolute Veränderung der Fließrichtung. Insbesondere in Gebieten mit geringen Geländehöhen, kann das zu fehlerhaften künstlichen Artefakten der Fließrichtung führen. Eine ausführlichere Beschreibung der Resultate wird in Kapitel 4.2 vorgenommen. Sinnvoll ist es demnach Ausreißer in beide Richtungen auszugleichen. JACKSON (2014) stellt über das Center for Research in Water Resources ein wichtiges Werkzeug zur

Verfügung, dass digitale Oberflächenmodelle für eine hydrologische Modellierung vorbereitet. Es nutzt Ansätze von SOILLE (2004:3f) und entfernt Senken und Spitzen mit Hilfe einer Kombination aus Füll- und Schneideprozessen (fill and cut). Das digitale Oberflächenmodell wird durch das 'Optimized Pit Removal Tool' weniger stark verändert und somit können authentischere Fließmodellierungen berechnet werden. Abbildung 3.2 zeigt beispielhaft das Füll- und Schneideverfahren bei Senken.

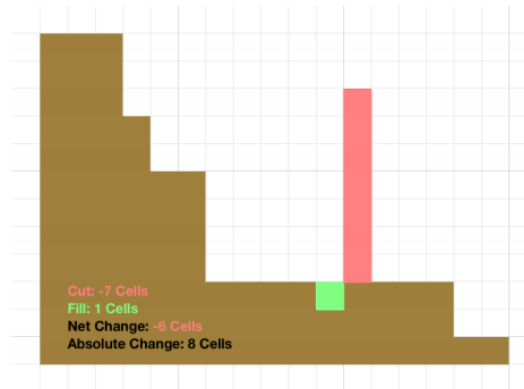


Abb. 3.2: Optimizes Pit Removal Tool nach JACKSON (2014)

Für die Generierung von Strömungen auf der Geländeoberfläche, wird die Strömungsrichtung jeder Rasterzelle berechnet. Die einzelnen Zellenwerte des Höhenmodells werden in Beziehung zu ihren Nachbarzellen gesetzt. Zellen und Nachbarzellen mit der größten Neigung zueinander werden bestimmt und somit die Fließrichtung jeder Zelle in einem Raster generiert. Zellen erhalten keine Fließrichtung, wenn sie in mehrere Richtungen die gleiche Höhendifferenz aufweisen und als Senken identifiziert werden können. Für eine Zelle ohne eindeutige Fließrichtung, die keiner Senke angehört, wird die wahrscheinlichste Fließrichtung über eine Lookup-Tabelle zugeordnet (GREENLEE, 1987:1384f). Ein Raster mit Werten zwischen 1 und 255 wird ausgegeben. (vgl. ESRI, 2013b)

Die Berechnung der Strömungsrichtung ist Grundlage für die Akkumulation des Abflusses. Die Abflussakkumulation jeder Zelle wird durch die Anzahl der Zellen bestimmt, die in die einzelnen tiefer gelegenen Zellen fließen. Je mehr Zellen in die Richtung einer bestimmten Zelle fließen, umso höher ist die Abflussakkumulation dieser Zelle (vgl. ESRI, 2013c). Die Flächen mit hoher Akkumulation deuten auf Gebiete hin, in denen, in Hinblick auf die topographische Beschaffenheit, Wasser fließen könnte. Gebiete, in denen keine Zellen fließen, können im Umkehrschluss als Hochpunkte und Bergkäme im Gelände angenommen werden. Ausgegeben wird ein Raster der Abflussakkumulationen, das mittels einer if-else-Bedingung ausgewertet wird. Als Bedingung der Abfrage wird ein Ausdruck festgesetzt, der die Zellen mit hoher Akkumulation ausgibt (z.B. Zusammenfluss von mehr als 100 Zellen) und die darunter liegenden als „unwahr“ identifiziert. (vgl. ESRI, 2013d)

Wird als True Raster das Höhenmodell eingesetzt, wird ein Raster ausgegeben, das einer Maske der höchsten Abflussakkumulationen mit entsprechender Geländehöhe entspricht. Die Abfluss-

linien fließen in einem Netz zusammen. Um eine Auswahl der Strömungslinien von möglichen Wasserlaufkanälen zu treffen, ist es sinnvoll, den einzelnen Segmenten der Abflusslinien einen Rang zuzuordnen. Die Zuordnung erfolgt nach der Methode von STRAHLER (1957:914f). Somit werden die äußersten Zuflüsse als Flüsse erster Ordnung, zwei Zusammenflüsse erster Ordnung zu Flüssen zweiter Ordnung usw. eingestuft. Fließen zwei Flüsse unterschiedlicher Ordnung zusammen, wird der höhere Rang beibehalten.

Diese Zuordnung macht es möglich, Strömungslinien mit verschiedenen Zuläufen zu identifizieren. Je mehr Zuflüsse, also je höher die Ordnung nach Strahler, umso wahrscheinlicher ist es, dass die Strömungslinie einem Fließgewässer entspricht. Die generierten Abflusslinien können mit einem Puffer umgeben und als Vektormaske exportiert werden.

3.1.2 Vorteile/Nachteile WEM

Die Anwendung der Wassererwartungsmaske auf die zu analysierenden Daten kann die Datenmenge je nach Untersuchungsgebiet um mehr als 50 % reduzieren. Bei Bildanalysen hängt die Berechnungszeit direkt von der zu untersuchenden Datenmenge ab. Je weniger Pixel untersucht werden müssen, umso weniger Zeit benötigt die Analyse. Das Modell kann auf Daten unterschiedlicher Sensoriken angewandt werden und arbeitet automatisch, so dass der Aufwand zur Reduzierung der Datenmenge gering ist.

Zu beachten ist jedoch, dass nicht gewährleistet werden kann, dass die realen Wasserflächen vollständig durch die Wassererwartungsmaske aufgenommen werden. Die Berechnungen der Abflusslinien beruhen auf den topologischen Eigenschaften der untersuchten Regionen. Diese werden durch die digitalen Oberflächenmodelle wiedergegeben und sind demnach direkt abhängig von deren Qualität und Genauigkeit. Die inhärenten Fehlerquellen sind nicht zu vernachlässigen.

Zudem werden Wasserflächen nicht erfasst, die künstlich geschaffen oder in ihrem natürlichen Verlauf künstlich verändert wurden (z.B. Kanäle). Vor allem in urbanen Regionen sind die Wasserläufe anthropogen beeinflusst. Durch Berechnung der Abflussakkumulation werden überdies nur Täler und Senken identifiziert, in denen rein topologisch Wasser fließen könnte. Stille Gewässer, ohne Verbund zu Fließgewässern, werden nicht automatisch erfasst.

Auch wird die klimatische Situation zum Aufnahmezeitpunkt der Daten nicht in das hydrologische Modell einbezogen. Die Einberechnung der Niederschlagsmengen kann die Genauigkeit der Wassererwartungsmaske verbessern und die Regionen ausschließen, die topologisch Wasser führen könnten, jedoch aus klimatischen Gründen kein Wasser führen. Auf die Einbindung dieser zusätzlichen Parameter wird jedoch verzichtet, da in der Regel historische Luftbilddaten ausgewertet werden, so dass die Beschaffung und Einbindung dieser Daten und die daraus folgende Komplexität des Modells dem Ziel und dem Umfang dieser Arbeit entgegensteht.

3.2 Objektbasierte Klassifizierungsverfahren

Hochauflösende Fernerkundungsdaten ermöglichen die Analyse und Klassifikation von Landbedeckung und -nutzung sowie die Identifizierung von einzelnen Objekten mithilfe eines objektbasierten Ansatzes.

Für hochauflösende Daten erweist sich ein pixelbasiertes Verfahren häufig als ungeeignet, da mit der Erhöhung des Detailgrades ebenso die Varianz der Merkmalsausprägung steigt. Somit ist keine präzise Klassentrennung mittels spektraler Eigenschaften möglich (vgl. SCHNEIDER ET AL., 2000:239f). Es kommt zum sogenannten ‚Salt and Pepper‘-Effekt, der homogene Klassenbildungen für Objekte verhindert (vgl. GAO & MAS, 2008:32). Entsprechend TOBLER'S ‚First law of geography‘ (1970) wird bei objektbasierten Verfahren die Annahme berücksichtigt, dass ein betrachtetes Pixel mit erhöhter Wahrscheinlichkeit zu derselben Klasse wie sein Nachbar gehört. Hierin besteht ein großer Unterschied zur pixelorientierten Methode.

Ähnlich getönte und räumlich zusammenhängende Pixel eines Bildes können von Menschen dank kognitiver Fähigkeiten zu realen Objekten zugeordnet, von Bildstörungen abgegrenzt und bewertet werden. Der menschlichen Wahrnehmung entsprechend werden die einzelnen Bildelemente bei der objektbasierten Analyse zu kompakten Objekten segmentiert und über verschiedene Algorithmen klassifiziert. (vgl. LANG, 2008:6f; HAY ET AL., 2003:329; BLASCHKE ET AL., 2014:185)

Pixel und Bildobjekte (image-objects) sind immer in Zusammenhang zu betrachten. Die kleinste Einheit von Fernerkundungsdaten, das Pixel bzw. Bildelement, ist in seiner Größe durch den Aufnahmesensor begrenzt. Bildobjekte sind nach HAY ET AL. (2003:329) individuell auflösbare Einheiten in einem digitalen Bild, die aus Ansammlungen von Pixeln bestehen.

Das Konzept der objektbasierten Bildanalyse (object-based image analysis - OBIA) verfolgt das Ziel den Inhalt einer komplexen Szene so wiederzugeben, dass die Bildrealität am besten beschrieben und das maximale des entsprechenden Inhalts verstanden, extrahiert und an den Nutzer weitergegeben wird (vgl. LANG, 2008:7). Die Extraktion von Bildobjekten setzt fundamentales Wissen über die vorhandenen Bilddaten und die darin zu analysierenden Objekte voraus. Ein Verständnis von verwendeten Maßstäben, Untersuchungsgrößen und deren Kombinationen sind ebenso wichtig, wie die Identifikation von typischen hierarchischen sowie kontextuellen Abhängigkeiten. Auch müssen die inhärenten Unsicherheiten berücksichtigt werden, die den gesamten Prozess der Bildanalyse begleiten - von der Sensortechnik bis zu den Extraktionskonzepten. (vgl. BENZ ET AL., 2004:241)

Je nach Maßstab und Bildauflösung können Objekte und deren Eigenschaften in unterschiedlichen Detailgraden erkannt werden (Stadt -> Siedlung -> Haus). Neben spektralen und geometrischen Eigenschaften und der Textur werden auch kontextuelle Informationen, und somit räumliche Nachbarschaftsbeziehungen, zu einem wichtigen Kriterium bei der Klassifizierung der Bildobjekte (z.B. Unterscheidung Park, Garten, Weide anhand der Größe,

Vorhandensein von Häusern und Einbettung in urbanen Regionen). Die Verfügbarkeit von kontextuellen Informationen hängt jedoch direkt vom Maßstab der zu untersuchenden Strukturen ab. Kontextbeziehungen sind mit pixelbasierten Verfahren nicht erfassbar. Zudem ist es möglich, die Bildobjekte in Ober- und Unterkategorien einzuordnen, nach semantischen und räumlichen Beziehungen. Es können somit hierarchische Netze der Bildobjekte generiert werden, bei denen die Objekte je nach betrachtetem Maßstab bzw. Level in Ober- bzw. Unterobjekte eingeteilt sind (siehe Abbildung 3.3). (vgl. BENZ ET AL., 2004:242f; HAY ET AL., 2003:329)

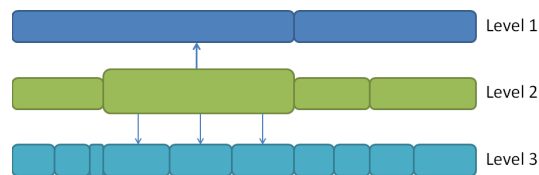


Abb. 3.3: Beziehungen zwischen Ober- und Unterobjekten

Bei Anwendung und Betrachtung der Analyseergebnisse müssen die inhärenten Fehlerquellen berücksichtigt werden. Die geometrische, sowie radiometrische Auflösung, die durch den Aufnahmesensor vorgegeben ist, kann die Klassifikation direkt beeinflussen. Beispielsweise kann eine Rasterzelle Informationen von Land- und Wasserbedeckung beinhalten, wenn diese eine Uferlinie abdeckt, und somit nicht eindeutig einer Klasse zugewiesen werden. Bei der Prozessierung der Bilder werden Informationen in der Regel reduziert, zum Beispiel aus Datenarchivierungs- und Transportgründen. Artefakte und Unregelmäßigkeiten können daraus folgen.

Für Landnutzung und Landbedeckung existieren meist keine eindeutigen Klassenbeschreibungen. So sind Klassenbildungen nach subjektiven Vorstellungen idealisiert und lassen sich häufig nicht unabhängig und nicht fehlerfrei auf Ground Truth Daten übertragen. Die gewonnenen Informationen aus Fernerkundungsdaten basieren zu einem Großteil auf unsicherem Wissen. Die Qualität der klassifizierten Daten ist direkt abhängig von der Genauigkeit der Modelle, die für die realen Objekte erstellt werden. Zudem entsprechen die Modelle von Objekten selten vollständig den Informationen, die den verfügbaren Fernerkundungsdaten entnehmbar sind. Vor allem bei unterschiedlichen Sensoren lassen sich aufgestellte Klassifikationsregeln nicht immer übertragen. Um diesen Unsicherheiten Rechnung zu tragen, wurden sogenannte Soft Classifiers entwickelt. Eine der häufig verwendeten ist die Fuzzy-Klassifikation. (vgl. BENZ ET AL., 2004:242f)

Die objektbasierte Extraktion von Informationen aus Fernerkundungsdaten erfolgt mittels Segmentierung und darauf aufbauender Klassifizierung in einem iterativen Prozess, der die Annäherung an das beste Ergebnis gewährleisten soll. In die Analyse einbezogen werden nicht nur Rasterdaten, auch Vektordaten und kontinuierliche Daten, wie beispielsweise Höhen (vgl. LANG, 2008:11). Zudem können Daten kombiniert werden, die in unterschiedlichen Auflösungen vorliegen (vgl. BLASCHKE, 2010:3f). Die objektbasierte Bildanalyse wird genutzt,

um zum Beispiel Landnutzungs- bzw. Landbedeckungskarten oder Veränderungsanalysen auf Basis von Satelliten- und Luftbildern zu erstellen.

3.2.1 Segmentierungsverfahren

Die objektbasierte Bildanalyse (object-based image analysis - OBIA) basiert auf einer Segmentierung der Bilder nach Ähnlichkeiten benachbarter Pixel. Dabei wird die Komplexität der Bilder reduziert, indem eine Generalisierung erfolgt, die die Detailgenauigkeit auf Pixelebene verringert. Der Inhalt des Bildes wird erfasst und einer Bedeutung zugewiesen. (vgl. LANG, 2008:13)

Bei der Segmentierung werden Einheiten (image regions) aus Pixelgruppen gebildet, die in einem weiteren Prozess mit Bedeutung erfüllt und zu Bildobjekten (image objects) umgewandelt werden. Die Bildsegmentierung kann hierbei je nach Algorithmus in vier Kategorien eingeteilt werden: punkt-basierte, kanten-basierte, regionen-basierte und kombinierte Verfahren. Dabei werden Segmente aus Pixeln gebildet, die sich nach dem Homogenitätskriterium eines oder mehrerer Eigenschaften zusammenfassen lassen oder nach der Heterogenität zu Nachbarregionen abgrenzbar sind. (vgl. SCHIEWE, 2002:381; BLASCHKE, 2010:3)

Bei Betrachtung der Ähnlichkeiten von Pixeln oder Regionen, werden die Elemente A und B in einem Merkmal miteinander verglichen, z.B. über die euklidische Distanz. Werden mehrere Eigenschaften berücksichtigt, können diese zusätzlich unterschiedlich gewichtet in die Berechnungen eingehen. Anhand von Schwellwerten, die die Homogenitätskriterien festlegen, werden die Elemente A und B fusioniert oder aufgespalten (vgl. SCHIEWE, 2002:381f). Die entstehenden Segmente besitzen eine eigene Struktur, die spektrale und statistische Eigenschaften sowie Formparameter und die Topologie in Bezug auf Nachbarregionen speichert (vgl. SCHNEIDER ET AL., 2000:239f; BLASCHKE, 2010:3).

Bei der Wahl eines Segmentierungsverfahrens und dessen Parameter muss die Auflösung der Originaldaten, deren Kombination, sowie der Maßstab bzw. die Größe der zu extrahierenden Objekte berücksichtigt werden. Die Identifizierung von Objekten kann in der Regel durch die Nutzung mehrskaliger Daten optimiert werden. Es kann auch notwendig werden, verschiedene Segmentierungsparameter für unterschiedliche Objektarten und Level zu wählen, um bestmögliche Ergebnisse zu erzielen. (vgl. BLASCHKE, 2010:4; HAY ET AL., 2003:330; BENZ ET AL, 2004:242ff)

Die Aufteilung der Bilder in Bildregionen erfolgt in der Regel nicht ohne Fehler, es kommt zu Über- und Untersegmentierungen (siehe Abbildung 3.4). Bei der Übersegmentierung werden zu viele kleine Segmente gebildet. Handelt es sich um benachbarte Segmente, die einer Kategorie zugeordnet werden können, werden diese durch die darauf folgende Klassifikation zusammengeführt. Kommt es jedoch zu wenigen zu großen Regionen, müssen die Segmente durch erneute Segmentierungsverfahren aufgespalten werden (splitting), um die gesuchten Bildobjekte zu extrahieren. (vgl. SCHIEWE, 2002:382f)

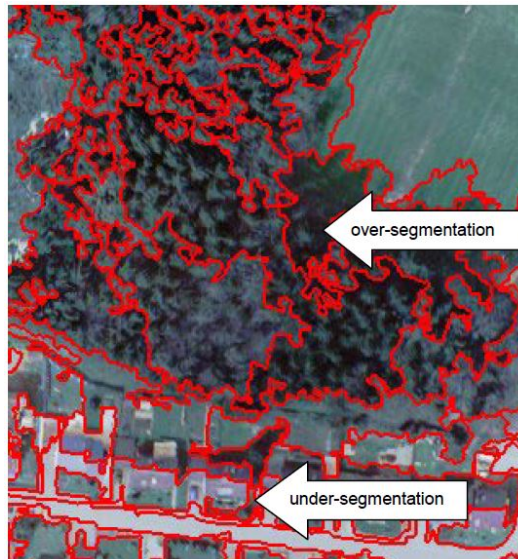


Abb. 3.4: Über- bzw. Untersegmentierung (SCHIEWE, 2002)

In komplexen Bildszenen kann es hilfreich sein, mehrere Segmentierungsebenen zu erstellen, da die Objekte unterschiedlich gut durch die verschiedenen Segmentstufen abgebildet werden können. So können hierarchische Netze aus Bildelementen gebildet werden, die in 1:n-Beziehungen stehen. Einem Bildelement können somit viele kleinere Bildsegmente untergeordnet werden (Sub-objects) bzw. ist das Bildelement Teil eines übergeordneten Segments (Super-object). (vgl. LANG, 2008:14)

In der TRIMBLE Software eCognition, die für diese Arbeit verwendet wird, stehen verschiedene Segmentierungsverfahren zur Verfügung, die auf dem „Fractal Net Evolution Approach“ basieren. Die in den vorangegangenen Studien am häufigsten verwendete Multi-Resolution-Segmentierung generiert Bildregionen nach dem bottom-up-Prinzip. Mit dem kleinsten Bildelement (one-pixel object) startet die Multiresolution und fusioniert die Bildelemente nach dem Homogenitätsprinzip zu immer größeren Segmenten (region-merging), bis die Schwellwertgrenzen erreicht sind. Berücksichtigt wird dabei die Homogenität der Farbe und die Form, die durch die Abweichung von der Kompaktheit bestimmt wird. Für die Fusionierung von vielen zu großen Objekten muss der scale-Faktor für die Segmentierung entsprechend hoch gewählt werden. (vgl. BENZ ET AL., 2004:246; TRIMBLE, 2010:33f) Detaillierte Beschreibungen des Algorithmus finden sich in BENZ ET AL. (2004) oder BAATZ UND SCHÄPE (1999).

Die in dieser Arbeit verwendeten weiteren Segmentierungsverfahren, die die Software von TRIMBLE bereitstellt, sollen im Folgenden kurz erläutert werden (vgl. Abbildung 3.5).

Da Wasseroberflächen meist als relativ homogene Flächen in Fernerkundungsaufnahmen wiedergegeben werden, bietet sich neben der Multi-Resolution-Segmentierung eine Kombination aus Segmentierungsverfahren an, die weniger komplex in ihren Einzelschritten und daher zeiteffektiver sind. Eine Top-down-Segmentierung unterteilt die jeweilige Szene oder die Objekte von großen in kleinere Bildregionen. Die zugehörige Quadtree-Based-Segmentierung

generiert ein Quadtree Raster aus quadratischen Objekten. Die einzelnen Quadrate werden so oft in weitere Quadrate zerteilt, bis die Homogenitätskriterien erfüllt sind. Ein Quadrat wird dabei in jeweils vier gleichgroße Quadrate zerteilt. Die Zerteilung kann dabei nach der Farbdifferenz erfolgen oder nach der Form vorhandener Super Objects (Oberobjekte). Die Layer, die für die Analyse zur Verfügung stehen, können unterschiedlich gewichtet werden, um den Einfluss auf die Homogenitätskriterien zu steuern. (vgl. TRIMBLE, 2010:28ff)

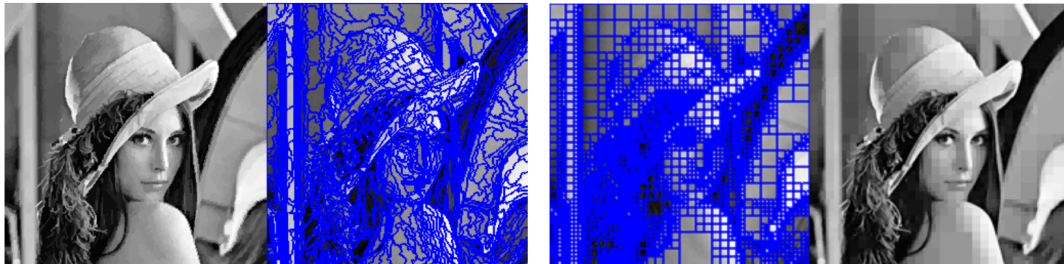


Abb. 3.5: Multiresolution-Segmentierung (links - TRIMBLE 2015:66), Quadtree-Segmentierung (rechts - TRIMBLE 2015:61)

Darauf kann eine bottom-up Segmentierung aufbauen, die kleine Bildeinheiten oder einzelnen Pixel aufgrund von festgelegten Kriterien zu größeren Bildobjekten zusammenfasst. Dazu gehört neben der Multi-Resolution auch die Spectral Difference Segmentierung. Dieser Algorithmus fasst Nachbarobjekte gemäß ihrer mittleren Intensitätswerte der gewichteten Layer (Standardabweichung) zusammen. Ein Schwellwert für die maximale spektrale Abweichung, die die Nachbarobjekte zueinander besitzen dürfen, um fusioniert zu werden, kann festgelegt werden. (vgl. TRIMBLE, 2010:39f)

Nach einer Segmentierung können Klassen von ähnlichen Segmenten über Klassifikationsmethoden gebildet werden, die spektrale, räumliche bzw. geometrische Eigenschaften teilen.

3.2.2 Erstellung objektbasierter Regelbasen

Für die Klassifizierung der Segmente zu Bildobjekten ist es notwendig Regeln zu finden, die die Eigenschaften von Objekten einer Klasse beschreiben und diese von anderen Klassen abgrenzen. Wie bereits in Kapitel 3.2 beschrieben, müssen Unsicherheiten durch die Sensortechnik, -kalibration und vagen Klassenbeschreibungen bei einer Analyse der Bilddaten berücksichtigt werden. Dafür eignet sich die Fuzzy (engl. unscharfe) Klassifikation, die zu den sogenannten weichen Klassifikatoren zählt. Fuzzy Klassifikatoren zeichnen sich durch eine unscharfe Klassenzuordnung aus. Das bedeutet, dass den Bildobjekten Wahrscheinlichkeiten der Klassenzugehörigkeit zugewiesen werden, die je nach Zugehörigkeitsfunktion unterschiedliche Übergangsbereiche zwischen den booleschen Logiken "wahr"(1) und "falsch"(0) aufweisen. Der Bereich zwischen 0,0 und 1,0 gibt den Grad der Zugehörigkeit, also den Grad der Erfüllung für eine definierte Eigenschaft, an. Tendiert die Zugehörigkeitsfunktion gegen 1, ist die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu der entsprechenden Klasse hoch. Die Wahl

der Zugehörigkeitsfunktion und deren Parameter beeinflusst die Qualität der Klassifizierung. TRIMBLE eCognition stellt verschiedene Zugehörigkeitsfunktionen zur Verfügung (siehe Abbildung 3.6), wie typische unscharfe Kleiner-als- bzw. Größer-als-Funktionen und ungefähre Bereiche. "Harte" Schwellwerte zur finalen Entscheidung der Klassenzugehörigkeit werden zugunsten von höheren Genauigkeiten bei der Klassenzuweisung möglichst spät in die Prozesshierarchie eingebunden (defuzzification). In der Regel werden mehrere Eigenschaften für die Beschreibung einer Klasse genutzt, die durch individuelle Zugehörigkeitsfunktionen beschrieben und kombiniert werden. (vgl. BENZ ET AL., 2004:251f, HOFMAN ET AL., 2011:7361f)

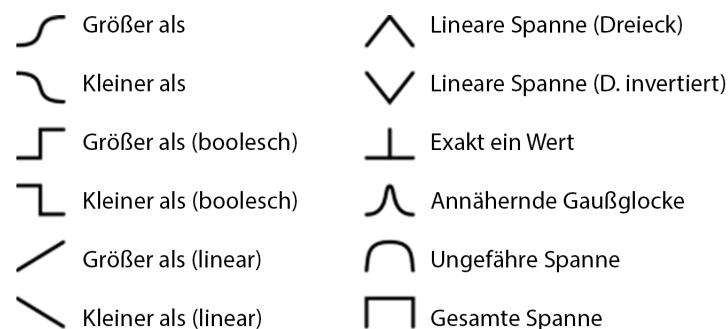


Abb. 3.6: Zugehörigkeitsfunktionen in eCognition

Für die Definition von Regelbasen stellt eCognition verschiedene Parameter bereit, die für eine Klassenzuweisung kombiniert werden können. Dazu gehören die Merkmalsausprägungen der Segmente selbst (Object features) und die Nachbarbeziehungen zu anderen Objekten oder Klassen (Class-related features). Zu den Eigenschaften, durch die die Objekt-Primitive selbst beschrieben werden können, zählen neben spektralen Eigenschaften, die Form, Texturparameter, die hierarchische Einordnung in Ober- oder Unterobjekte und die Informationen aus thematischen Ebenen, insofern diese vorhanden sind. Die Bildobjekte und deren Merkmalsausprägungen können zudem zu Nachbarobjekten oder zu Ober- bzw. Unterobjekten in Beziehung stehen.

Die spektralen Merkmale lassen sich beispielsweise über die durchschnittlichen Werte und die Standardabweichung für jedes Segment der einzelnen Rasterebenen ermitteln. Die Differenz zu Nachbarobjekten, Klassen oder zwischen einzelnen Pixeln, wie der Randpixel, kann berechnet und in Beziehung gesetzt werden. Die Form, wie die Größe verglichen mit der Kantenlänge eines Objektes, lässt sich durch den Grad der Zerklüftung oder die Kompaktheit beschreiben. Auch können die Dichte, also die Verteilung der zum Objekt gehörenden Pixel im Raum, oder die Ähnlichkeiten zu einer geometrischen Form bestimmt werden. Um darüber hinaus Nachbarschaftsbeziehungen zu bestimmten Klassen zu untersuchen, kann die relative Grenze zueinander berechnet oder die Existenz einer Klasse in über- oder untergeordneten Segmenten ermittelt werden. Neben vielen weiteren implementierten Attributen zur Klassifizierung der Objekte gibt TRIMBLE die Möglichkeit, eigene Merkmale zu definieren. Arithmetische Ope-

ratoren können zum Beispiel zu Indizes oder Funktionen kombiniert werden, um bestimmte Merkmale herauszubilden. Auch relationale Objektmerkmale zwischen nachbarschaftlichen oder über- bzw. untergeordneten Beziehungen können benutzerdefiniert angelegt werden. (vgl. TRIMBLE, 2010:218ff.)

Die objektbasierte Klassifizierung in TRIMBLES eCognition ermöglicht die Erstellung sehr komplexer Regelbasen. Zu bedenken ist jedoch, dass mit der Komplexität der aufgestellten Regeln für bestimmte Eigenschaften die Übertragbarkeit auf andere Gebiete, Aufnahmezeitpunkte oder Sensortechniken stagnieren kann.

3.2.3 Accuracy Assessment

Eine Genauigkeitsanalyse ist die Voraussetzung, um die Qualität der Ergebnisse bewerten zu können. In der Regel wird der Grad der Übereinstimmung mit der Realität ermittelt. Referenzdaten sollen für den Vergleich mit den Klassifizierungsergebnissen die Realität widerspiegeln. Sie sind jedoch nur Abbilder bzw. Modelle der Realwelt und können Fehler aufweisen. CONGALTON (1991) gibt einen Überblick über Techniken von Genauigkeitsanalysen für Fernerkundungsdaten.

3.2.3.1 Referenzdaten

Die Genauigkeitsevaluierung und ihre Qualität sind vor allem von den zur Verfügung stehenden Referenzdaten abhängig. Die aus Fernerkundungsaufnahmen extrahierten Informationen werden mithilfe von Referenzdaten verifiziert. Dazu können beispielsweise kartographische Aufzeichnungen, Luftbilder, chemische Analysen (z.B. Wasserqualität), physikalische Eigenschaften oder das Reflexionsverhalten (spektrale Signatur) der Untersuchungsobjekte zählen. Die Wahl der Referenzdaten muss mit dem Untersuchungsziel abgestimmt werden. Die auch als Ground Truth bezeichneten Daten werden mit den Ergebnissen einer Klassifikation verglichen, ihre Genauigkeit überprüft und bewertet. (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:38f)

CONGALTON (1991:42ff) gibt als Richtwert ein Minimum von 50 Stichproben für jede Klasse an. Bei Untersuchungsgebieten mit mehr als 4.000 km² oder einer Anzahl von mehr als 12 Klassen werden 75 oder 100 Proben pro Klasse empfohlen. Die Methode zur Erfassung der Referenzdaten, das Stichprobensystem, die Größe der Stichprobe und deren Genauigkeit, sowie das Klassifikationsverfahren beeinflussen die Genauigkeitsanalyse in hohem Maße. (vgl. LO & WATSON, 1998:1193ff)

Verifizierte kartographische Dokumentationen von oberirdischen Wasserflächen für die Untersuchungsgebiete Helgoland, Berlin und München liegen nicht vor. Da die Sammlung von sogenannten Ground-Truth Daten häufig zu Problemen führt (zeit- und/oder kostenintensiv), werden als Referenz in der Regel Geodaten genutzt, dessen Informationen als "wahr" angenommen werden.

Für eine adäquate Sammlung von Referenzdaten sind zeitlich simultane Momentaufnahmen notwendig. Das sich ständig verändernde Objekt Wasser schließt eine Nutzung von Daten, die nicht exakt zum selben Zeitpunkt aufgenommen worden sind, bei einer Validierung auf Grundlage sehr hochauflösender Daten aus. Die Uferlinie kann durch Wasserpegeländerungen, wetter- oder gezeitenbedingt, verändert sein und verfälscht somit die Genauigkeitsanalyse. Aus diesem Grund wird auf die originalen True Ortho Mosaik für einen visuellen Vergleich mit den Ergebnissen der objektbasierten Klassifizierung zurückgegriffen, da keine historischen Ground-Truth Daten zur Verfügung stehen.

Für die Evaluierung der Wassererwartungsmaske wird überprüft, ob die vorhandenen sichtbaren Wasserflächen in den Untersuchungsgebieten innerhalb der Wassererwartungsmaske liegen. Für eine statistische Auswertung ist es notwendig die Wasserflächen im Vorfeld zu kartieren und diese mit der Wassererwartungsmaske zu verschneiden. Uferkantengenaue Kartierung ist in diesem Fall nicht erforderlich. Da die OPENSTREETMAP Daten der Städte München und Berlin nach einer visuellen Interpretation fast vollständig angenommen werden können, werden diese Daten als Referenz genutzt. Die OPENSTREETMAP-Daten werden über den Server der GEOFABRIK GMBH (Data/Maps Copyright 2015 GEOFABRIK GMBH and OPENSTREETMAPCONTRIBUTORS) bezogen und gemäß der ODbL 1.0 für die eigene Untersuchung bearbeitet. Die Daten, die Informationen zu Wasseroberflächen beinhalten, sind in unterschiedliche Kategorien unterteilt und liegen als verschiedene Datentypen vor. Diese müssen im Vorfeld kombiniert werden. Wasserläufe liegen als Linien-Features vor und ein Teil der Gewässerflächen als Polygon-Features. Diese Features sind jeweils nicht vollständig, ergänzen sich jedoch zu einem nahezu vollständigen Gewässernetz aus Fließgewässern und stehenden Gewässern. Für die Evaluierung werden die Referenzdaten so bearbeitet, dass nur Gewässer einbezogen werden, die eine Mindestgröße erfüllen. Für Stehgewässer wird eine Fläche von 500 m² und für Fließgewässer ein Durchmesser von 10 m festgelegt. Diese Mindestmaße sollen kleine künstlich angelegte Stehgewässer wie kleine Regenrückhaltebecken oder Abwassergräben von der Untersuchung ausschließen, da diesen nur in kleinräumigen Analysen hydrologische Bedeutung beigemessen werden kann.

Für die Analyse von München und Berlin wird als Bildgrundlage zusätzlich die Base-map von ESRI (Source: ESRI, DIGITALGLOBE, GEOEYE, EARTHSTAR GEOGRAPHICS, CNES/AIRBUS DS, USDA, USGS, AEX, GETMAPPING, AEROGRIID, IGN, IGP, SWISSTOPO, AND THE GIS USER COMMUNITY) zu Hilfe genommen, um die Ergebnisse in ihrem räumlichen Zusammenhang besser bewerten zu können. Die Evaluierung bezieht sich hauptsächlich auf das Untersuchungsgebiet Berlin, da dieser Datensatz die größte Fläche mit verschiedenen Gewässertypen abdeckt. Vergleiche zu den Datensätzen von München beziehen sich hauptsächlich auf die Berechnung der Abflussakkumulation mittels SRTM-1 Datensatz. Dieser offenbart die Möglichkeit zu einer Berechnung der Abflüsse über den Abschnitt der Isar hinaus.

Der Datensatz von Helgoland wird, da es sich um eine kleine Insel ohne Binnengewässer mit für

die Untersuchung erforderlicher Größe handelt, für die Evaluierung der Wassererwartungsmaske vernachlässigt.

3.2.3.2 Absolute und relative Genauigkeitsanalyse

Die häufigste Untersuchung der Genauigkeit wird über eine sogenannte Konfusionsmatrix (Error matrix) geführt. Dabei werden Klasse für Klasse die Ergebnisse aus dem Vergleich von Referenzdaten und Klassifikation gegenübergestellt. Die Reihen und Spalten entsprechen der Anzahl an Kategorien und bilden eine quadratische Matrix. Dabei geben die Spalten die Referenzdaten und die entsprechend gefundenen Klassen wieder und die Reihen die automatisch generierten Klassen. Die Hauptdiagonale (von oben links nach unten rechts) der Matrix gibt die Elemente an, die korrekt klassifiziert wurden. Elemente außerhalb der Diagonale sind dementsprechend falsch klassifiziert. (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:585f)

Falsch klassifizierte Elemente können falsch positiv (FP) oder falsch negativ (FN) sein. Elemente, die einer Kategorie zugeordnet werden, sind falsch positiv (Fehler 1. Art, commission error), wenn sie dieser eigentlich nicht angehören. Sie beeinflussen die Nutzergenauigkeit, die angibt, wie viel Prozent der automatischen Klassifikation mit den Referenzdaten übereinstimmen. Die Nutzergenauigkeit wird berechnet indem die Elemente einer Klasse, die korrekt klassifiziert wurden, durch die Summe aus falsch positiv klassifizierten und korrekt klassifizierten Elementen dieser Klasse dividiert werden.

Die Produzentengenauigkeit wird demgegenüber von den falsch negativen Elementen beeinflusst. Diese Elemente werden nicht der Klasse zugeordnet, der sie angehören, sondern einer anderen (Fehler 2. Art, omission error). Sie gibt den Grad an mit dem die Referenzdaten den Ergebnissen der automatischen Klassifikation übereinstimmen. Dividiert man demzufolge die korrekt klassifizierten Elemente durch die Summe der falsch negativen und korrekt klassifizierten Elemente, erhält man die Produzentengenauigkeit. (vgl. LILLESAND ET AL., 2008:585f; CONGALTON, 1991:36f)

Durch die Berechnung der Nutzer- und Produzentengenauigkeiten für jede Klasse kann festgestellt werden, inwieweit die Genauigkeit einer Klasse die Genauigkeit einer anderen Klasse ungünstig beeinflusst. Die Gesamtklassifikationsgenauigkeit (overall accuracy) gibt Auskunft über die insgesamt korrekt klassifizierten Elemente. Sie wird berechnet, indem die Summe der richtig klassifizierten Elemente durch die Gesamtanzahl aller Elemente dividiert wird. Da die Fehler der ersten Art (falsch positive) und die Fehler der zweiten Art (falsch negative) nicht berücksichtigt werden, ist dieses einfache Genauigkeitsmaß wenig aussagekräftig. (vgl. CONGALTON, 1991:37f)

Ein zusätzliches Maß, das die Stärke des Zusammenhangs zwischen automatischer Klassifikation und den Referenzdaten wiedergibt, kann über den Kappa Koeffizienten nach COHEN (1960) berechnet werden. Der Kappa Koeffizient ist ein zufallskorrigiertes Übereinstimmungsmaß und entspricht folgender Formel:

$$KAPPA = \frac{n * \sum_{k=1}^q n_{kk} - \sum_{k=1}^q (n_{k+} * n_{+k})}{n^2 - \sum_{k=1}^q (n_{k+} * n_{+k})}$$

n_{kk} korrekt klassifizierte Validierungspixel
 q Anzahl der Klassen
 n Gesamtzahl der Validierungspixel
 n_{k+} Summe der Referenzpixel in einer Klasse
 n_{+k} Summe der klassifizierten Pixel

Abb. 3.7: Kappa Koeffizient nach COHEN (1960)

Bei vollständiger Übereinstimmung von Klassifizierung und Referenzdaten ist ein Kappa-Wert von 1 anzunehmen. Wird ein Wert von -1 berechnet, so sind die Übereinstimmungen zufällig. LANDIS & KOCH (1977:165) stellen ein Bewertungsschema zur Verfügung, das Kappa-Werte von kleiner als 0 mit schlechtem, Werte zwischen 0-0,20 mit schwachem, von 0,21-0,40 mit ausreichendem, von 0,41-0,60 mit moderatem, von 0,61-0,80 mit substanziellem und von 0,81-1,00 mit beinahe perfektem Zusammenhang einstuft.

Die Fehlermatrix kann aufgrund der starken Unsicherheiten in der Bereitstellung von Referenzdaten keine quantitative Aussage liefern, sondern nur Näherungswerte über die Qualität der Klassifizierung geben. Die Genauigkeitsmaße sind somit nur als relative und nicht als absolute Genauigkeiten zu betrachten.

4 Automatische Extraktion oberirdischer Wasserflächen

Im folgenden Kapitel werden die Datengrundlagen und die Entwicklung und Optimierung der in Kapitel 3 vorgestellten Modelle beschrieben. Die Modelle werden bewertet und die Ergebnisse einer Genauigkeitsanalyse unterzogen.

4.1 Datengrundlagen

Die Untersuchungsgebiete sind mit verschiedenen Kamerasystemen aufgenommen worden. Nachfolgend werden diese vorgestellt.

4.1.1 Sensorsysteme und Untersuchungsgebiete

Für die Analyse von Gebieten mit unterschiedlichen Typen von Oberflächengewässern wurden vom Deutschen Zentrum für Luft und Raumfahrt, Abteilung Sensorkonzepte und Anwendungen, Daten zur Verfügung gestellt. Um ein Regelwerk zur Erstellung von Wassermasken zu entwickeln, das auf Datensätzen verschiedener Luftbildkameras gute Ergebnisse liefert, werden entsprechende Daten benötigt. Für die Bearbeitung wurden drei Kamerasysteme ausgewählt, die in Flugkampagnen häufig genutzt werden und die auch in Zukunft aufgrund ihrer Zuverlässigkeit in vorangegangenen Studien weiterhin Verwendung finden werden: eine Digital Modular Camera II (DMC II), eine UltraCamX (UCX) und ein Modular Airborne Camera System (MACS). Bei der Auswahl der Untersuchungsgebiete wird nicht nur auf Befliegungsdaten durch unterschiedliche Sensoren geachtet, sondern auch auf das Vorhandensein unterschiedlicher Gewässertypen.

Ein Datensatz bildet ein Teilgebiet der Stadt München ab, durch das die Isar führt. Dieses Gebiet wurde mit dem Kamerasystem Digital Modular Camera II (DMC II) im April 2011 aufgenommen. Weitere Informationen zum Flugprotokoll sind in Tabelle 4.2 ersichtlich. Diese matrixbasierte CCD-Kamera ist ein Kamerasystem mit fünf Einzelkameras. Eine Kamera mit einem monolithischen CCD-Array für die panchromatischen Aufnahmen und vier für die spektralen Bänder Rot, Grün, Blau und dem nahen Infrarot. Die spektralen Kanäle überlappen sich in ihren Wellenlängenbereichen kaum (siehe Tabelle 4.1). Der PAN-Kamera ist ein

Infrarot-Sperrfilter vorgeschaltet, der die Wellenlängen, die größer als 710nm sind, blockiert. (vgl. NEUMANN, 2011a:97ff)

Als weiteres Untersuchungsgebiet wurde Berlin gewählt. Die Stadt wurde im September 2010 mit der UltraCamX befliegen (Tabelle 4.2). Die UCX zählt zu den digitalen Flächenkameras und besteht aus acht Kameras: vier für die spektralen Kanäle R, G, B und NIR und vier für den hochauflösenden panchromatischen Datensatz. (vgl. GRUBER ET AL., 2008:665f)

Die spektrale Empfindlichkeit der UCX ist hoch. Die einzelnen Kanäle decken im Gegensatz zur DMC II einen großen Wellenlängenbereich ab, so dass sich die einzelnen spektralen Kanäle deutlich überlappen (siehe Tabelle 4.1). Der Wellenlängenbereich des NIR überlappt sich gering mit dem roten Kanal, deckt jedoch einen sehr breiten Bereich zwischen 690nm und 1000nm ab. (vgl. USGS, 2010:19)

Die Kamerasysteme der UltraCam sowie der Digital Modular Camera zählen zu den heutigen Standardkameras und sind nicht nur in wissenschaftliche Anwendungen weit verbreitet.

Mit dem Kamerasystem MACS Hale, eine durch das DLR entwickelte 3D-Spezialkamera, wurde das dritte Untersuchungsgebiet, Helgoland, im September 2014 befliegen (Tabelle 4.2). Das Kamerasystem setzt sich aus einer panchromatischen Kamera und drei spektralen Kanälen RGB zusammen. Eine separate NIR Kamera ist nicht vorhanden. Für den NIR Wellenlängenbereich wird ein Infrarot-Durchlassfilter ab einer Wellenlänge von 695nm eingesetzt. Dieser filtert den nahen Infrarotbereich aus dem roten Spektralkanal (PLESS, 2015:mdl). (vgl. TRUESENSE IMAGING INC., 2012:15)

| Kamera | UCX | DMC II | MACS Hale |
|--------|------------|-----------|------------|
| Blau | 410 - 540 | 380 - 520 | 400 - 550 |
| Grün | 480 - 630 | 480 - 610 | 420 - 650 |
| Rot | 580 - 700 | 580 - 710 | 560 - 690 |
| NIR | 690 - 1000 | 680 - 940 | 695 - 1000 |

Tab. 4.1: Spectral Response UCX (USGS, 2010:10ff), DMC II (NEUMANN, 2011b:8) und MACS Hale (TRUESENSE IMAGING INC., 2012:15)

| Kamera | DMC II | UCX | MACS-Hale |
|--------------------------------|------------|--------------|-------------|
| Flugdatum | 11.04.2011 | 23.09.2010 | 10.09.2014 |
| Aufnahmezeit | | 8:05 – 11:24 | 9:20 – 9:35 |
| Bodenauflösung | 10cm | 10cm | 5cm |
| Längs-/Querüberlappung | 80/80 | 80/60 | 85/60 |
| Anzahl der Flugstreifen | 71 | 17 | 11 |
| Anzahl der Aufnahmen insgesamt | 3052 | 1793 | 1087 |
| Höhe über Grund/NN | 1640 | 2090/2130 | 350 m |

Tab. 4.2: Flugprotokoll der Befliegungskampagnen (Gesamtgebiete)

Die Datensätze bilden verschiedene Oberflächengewässer ab. Die Isar in München ist ein mittelgroßer voralpiner Fluss und entwässert einen Teil der Alpen. Zur Schneeschmelze führt

die Isar viel Wasser. Bei wenig Wasserführung, wie zum Aufnahmedatum, kommt es zu Sand und Schotterbänken im Flussbett, sowie Flussbettverzweigungen. Die spektralen Eigenschaften des Fließgewässers werden in den Flachwasserbereichen stark vom Untergrund beeinflusst, vor allem von hellem Flusssand und Schotter (vgl. LANDESHAUPTSTADT MÜNCHEN, 2011:1f). Als prozessierter Datensatz liegt ein Gebiet von etwa 30km² vor.

Berlin ist vor allem durch die Fließgewässer Spree, Dahme und Havel und die Nebenwasserläufe gekennzeichnet sowie durch große und kleine Seen, Teiche und Weiher geprägt. Zudem gibt es zahlreiche künstlich angelegte Kanäle, künstliche Gewässerbecken und -gräben (vgl. SENSTADTUM, 2015). Der Gewässerlauf im Innenstadtbereich entspricht nicht immer den natürlichen Geländeformationen sondern auch dem städteplanerischen Nutzen (vgl. SENSTADTUM, 2011:5). Die kleinen Gewässer sind häufig durch Vegetation oder dichte Bebauung verdeckt oder beschattet. Der vorliegende Datensatz deckt eine Fläche von 450 km².

Die Nordseeinsel Helgoland dient als ein Beispiel für Küstengewässer. Geprägt ist die Insel durch Steilküsten sowie flache Sandstrände und ein Hafenbecken, dessen Uferlinie künstlich befestigt ist. Wellenbrecher und eine Schutzmauer sollen vor Brandungserosion und Sturmfluten schützen. An den flachen Stränden ist die spektrale Signatur des Wasserkörpers vom Küstenboden und dem Geröll durch Erosionsablagerungen geprägt. Zudem kommt es zu Gischt und Schaumbildung durch Wellen und Brandung (vgl. DIERSCHKE & WALBRUN, 1986:35f). Der Datensatz von Helgoland umfasst eine Fläche von etwa 2 km².

4.1.2 Radiometrische Homogenität

Wie in Kapitel 2.2.2.2 beschrieben wird bei der Generierung von True Ortho Mosaiken eine radiometrische sowie geometrische Anpassung durchgeführt. Zum einen ist eine radiometrische Korrektur und Anpassung für ein gutes Klassifizierungsergebnis notwendig, zum anderen kann eine zu starke statistische Veränderung der Grauwerte die Ergebnisse verfälschen.

Sind die radiometrischen Eigenschaften der Originaldaten so heterogen, dass die Originalwerte statistisch sehr stark angepasst werden müssen, können die Grauwerte und damit die Informationen, die aus diesen Daten gewonnen werden sollen, negativ beeinträchtigt werden.

Als Beispiel ist der Helgoland Datensatz anzuführen, bei dem die Aufnahme teilweise unter Wolkenbedeckung durchgeführt wurde. Die Radiometrie in dem prozessierten True Ortho Mosaik ist durch die starken Schwankungen der Lichtstärke sehr heterogen. Eine automatische Korrektur der Radiometrie (Imagedodging) führt zu einer starken Verschiebung der Grauwert-Informationen. Vor allem an dem NIR-TOM wird ersichtlich, dass damit Informationen im Bild verfälscht werden können. Es handelt sich dabei um nicht systematische Veränderungen. Entgegen der zu erwartenden Grauwerte, sind Meerwasserbereiche nicht mit schwarzen bis dunklen wiedergegeben. Die Vegetation zeigt ebenfalls keine typischen hellen Grauwerte. Das vorliegende NIR-TOM ist mit starken radiometrischen Treppenstufen durchsetzt und

die einzelnen Landbedeckungen sind zu kontrastarm. Dieser NIR-Datensatz ist für eine automatische Klassifizierung ungeeignet.

Für die Klassifizierung wird ein neuer NIR-Datensatz gerechnet, bei dem sich die zu projizierenden Bildanteile nicht überlappen. Es werden keine automatischen Bildanpassungen, wie ein Kontrastausgleich, vorgenommen. Die nativen Grauwerte bleiben erhalten. Dies führt zu harten radiometrischen Kanten zwischen den einzelnen Flugstreifen (siehe Abbildung 4.1), macht jedoch eine streifenweise Bildanalyse möglich.



Abb. 4.1: NIR-Ausschnitt mit automatischem Imagedodging (links), NIR-Ausschnitt ohne Kontrastausgleich mit nativen Grauwert-Informationen (rechts)

4.1.3 Geometrische Auflösung

Um die Genauigkeit der Klassifizierungsergebnisse zwischen den Datensätzen vergleichen zu können, ist es notwendig, die Daten auf eine gemeinsame Auflösung zu rechnen. Dazu werden die Daten über eine geometrische Transformation aus der jeweiligen Grauwertmatrix neu berechnet (Resampling). Für das Resampling-Verfahren wird die Interpolation der nächsten Nachbarschaft (Nearest Neighbour) genutzt. Hierbei wird der Grauwert ins Ausgabebild übernommen, der dem jeweiligen Pixel am nächsten liegt. Dieses Verfahren verändert im Gegensatz zu der bilinearen oder der bikubischen Interpolation nicht die radiometrischen Informationen und eignet sich somit für Daten, auf denen eine Multi-Spektral-Klassifizierung durchgeführt wird. (vgl. ALBERTZ, 2009:101)

Der Datensatz mit der geringsten Auflösung ist Berlin mit einer geometrischen Auflösung von 15cm. Aus diesem Grund wird die geometrische Auflösung in x/y für alle Daten auf 15cm reduziert. Dies soll die Vergleichbarkeit bei der Genauigkeitsanalyse gewährleisten und die Datenmenge reduzieren. In diesem Prozess wird die geometrische Heterogenität zwischen den Datensätzen verringert.

4.2 Wassererwartungsmaske

Mit dem Ziel die Datenmenge für die objektbasierte Bildanalyse zu reduzieren, wird eine Wassererwartungsmaske erstellt. Sie soll jene Gebiete ausschließen, die zum Zeitpunkt der Aufnahme nicht von Wasser bedeckt sind.

Um eine Erwartungsmaske zu erstellen, bietet es sich an, bereits vorhandene kartierte Wasserflächen als Grundlage zu nutzen. OPENSTREETMAP als freier Kartenserver (© OPENSTREETMAPCONTRIBUTORS, 2015) bietet frei zugängliche Geodaten, insbesondere auch Wasserstraßen und natürliches Wasservorkommen, die durch OpenStreetMap Mitwirkende kartiert wurden. Unter Berücksichtigung der Open Database Licence (ODbL) 1.0 und der Creative Commons BY-SA 2.0 können diese Daten frei verwendet werden. Bei Verwendung der Wasserdaten ist darauf zu achten, dass diese in ihrer Ausdehnung nicht dem realen Wasserkörper entsprechen müssen (vgl. MOONEY ET AL., 2010:3f). Die Daten können Fehler enthalten und sollten somit kritisch betrachtet und nur mit einer ausreichenden Pufferzone verarbeitet werden. Die OpenStreetMap-Daten sind nicht für allen Regionen vollständig erfasst. Deshalb wird ein Modell entwickelt, das auf Grundlage der zur Verfügung gestellten Luftbilddaten und deren weiterverarbeiteten Produkte eine Wassererwartungsmaske erstellt. Sind Daten von OpenStreetMap oder anderen Kartenservern für die Untersuchungsregion zugänglich, sollten diese als zusätzliche Grundlage einbezogen werden. So lässt sich die Genauigkeit der Methode mit den bereits vorhandenen Wassermasken erhöhen. Für diese Arbeit wird jedoch ein Modell entwickelt und evaluiert, das ohne bereits kartierte Wasserdaten arbeitet.

So stehen für die Erstellung der Wassererwartungsmaske (WEM) digitale Oberflächenmodelle, die RGBI-Daten und die COUNT-Maske zur Verfügung. Frei zugänglich sind zudem SRTM-Datensätze des UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY.

Für die Erstellung einer Wasserwartungsmaske, welche die Regionen bedeckt, die potentiell Wasserflächen zum Aufnahmezeitpunkt der Daten beinhalten, wird eine Analyse des Höhenmodells durchgeführt. Dies wird in Kapitel 3.1 beschrieben.

Um die Wassermasken zu erstellen, werden photogrammetrisch erzeugte digitale Oberflächenmodelle genutzt. Sie dienen als Höhenmodelle und wurden aus Datensätzen generiert, die das DLR bereitstellt. Zum Vergleich werden die SRTM-1-Daten (Shuttle Radar Topography Mission) genutzt, die durch den USGS (UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY) kostenlos zur Verfügung gestellt werden. Die SRTM-1-Daten haben eine Auflösung von einer Bogensekunde, die etwa 30 Metern entspricht. Digitale Höhenmodelle mit einer höheren Bodenauflösung können ebenfalls als Datengrundlage genutzt werden, um kleinräumigere Analysen möglich zu machen. Je höher die Bodenauflösung eines Höhenmodells ist, umso kleinräumigere Abflussakkumulationen können berechnet werden. Für die Analyse von möglichen Flussläufen über weiträumige Gebiete, ist jedoch eine niedrigere Bodenauflösung zu empfehlen. Dadurch gelingt es die Geländeoberflächen widerzuspiegeln, die Datenverarbeitungsmenge jedoch so weit wie möglich zu reduzieren. Um die Ergebnisse der Höhenmodelle miteinander

vergleichen zu können, werden die Daten auf eine gemeinsame Auflösung gebracht. Mit Hilfe des Resampling-Verfahrens der nächsten Nachbarschaft werden die photogrammetrisch erzeugten Oberflächenmodelle auf eine geometrische Auflösung von 30 Metern in x und y reduziert. Diese Auflösung entspricht der Originalauflösung der SRTM-1-Daten und eignet sich für großflächige Abflussakkumulationen. Die geringe Datenmenge ermöglicht zudem eine schnelle Berechnung der Geländeeigenschaften.

Die Höhendaten werden in ein Geoinformationssystem geladen, um die notwendigen Geländeinformationsberechnungen durchführen zu können. ESRI's ArcGIS bietet eine Reihe von Werkzeugen zur räumlichen Analyse an und gibt dem Nutzer darüber hinaus die Möglichkeit eigene Modelle zu entwickeln bzw. Werkzeuge zu kombinieren.

Um Täler und Senken identifizieren zu können, werden Informationen über die Hangneigung und die Richtung benötigt. Wie im Kapitel 3.1 beschrieben, wird ein Modell erstellt, das die erforderlichen Berechnungen durchführt. Die Abbildung 4.2 macht die einzelnen Prozessschritte deutlich. Für die Wassererwartungsmaske werden die Stromlinien erster und zweiter Ordnung ausgeschlossen. Werden Regionen analysiert, die Quellen beinhalten können, sollten diese jedoch wieder eingeschlossen werden.

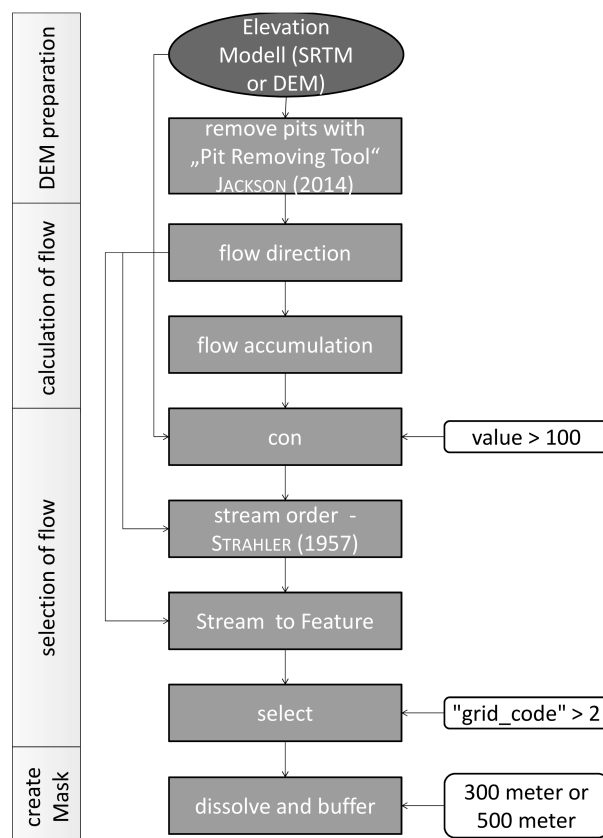


Abb. 4.2: Stream-Modell für die Berechnung von Abflussakkumulationen

Die generierten Stromlinien bilden dendritische Systeme entlang derer Wasser der Geländeform entsprechend fließen könnte. Die potentiellen Strömungsverläufe werden mit einem

Puffer von 200 Metern umringt, da es sich bei den Untersuchungsgebieten um städtische Regionen handelt. Die natürlichen Geländeformationen sind in der Regel durch Baumaßnahmen, künstliche Begradigungen und Umleitungen der Wasserbetten über die Jahrhunderte durch den Menschen umgeformt worden. Daher können Wasserläufe nicht immer den natürlichen Wasserbetten folgen. Dies ist der Grund für die Wahl einer breiten Pufferzone, um eventuelle Abweichungen der natürlichen Fließrichtung einzuschließen. Kann im Untersuchungsgebiet von Flüssen einer großen Breite ausgegangen werden (z. B. Unterlauf der Donau), sollte die Pufferzone dementsprechend breiter gewählt werden.

Für eine Evaluierung der Wassererwartungsmaske werden die Schritte des entwickelten Modells bewertet und die Resultate untersucht. Ein Vergleich der generierten Abflussakkumulationen macht deutlich, dass sich die Berechnung auf Grundlage der photogrammetrisch erzeugten digitalen Oberflächenmodelle des DLRs von den SRTM-1 Daten unterscheiden (siehe Abbildung 4.3). Mit einem X/Y-Toleranzbereich von 100 Metern überlappen sich nur ca. 16% und

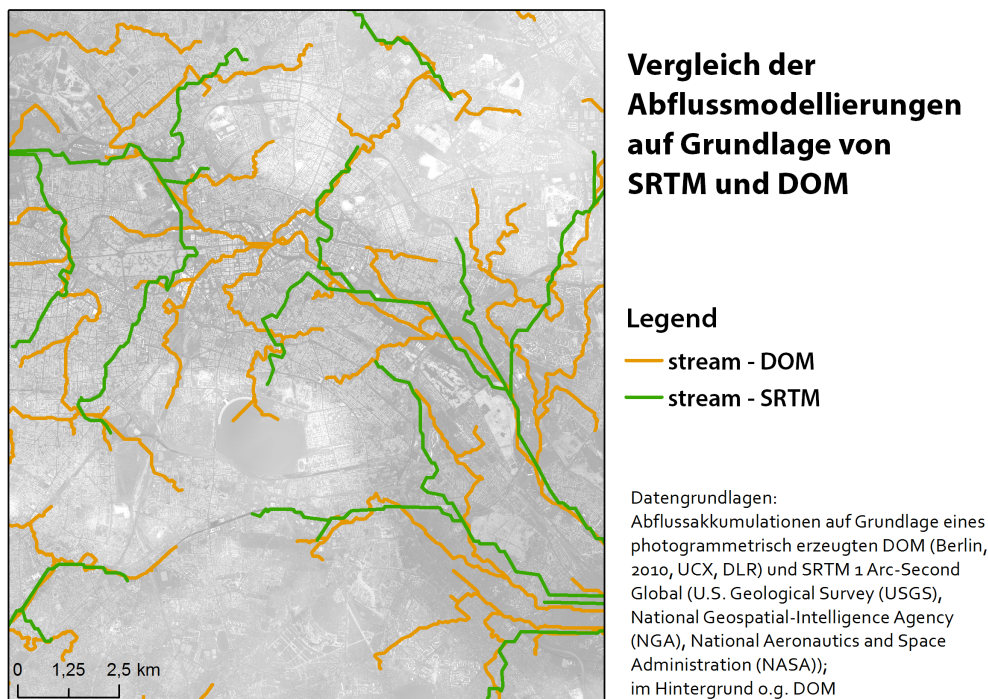


Abb. 4.3: Vergleich der Abflussakkumulationen auf Grundlage der SRTM-1- und DOM-Daten von Berlin

bei 500 Metern Toleranz nur 26% der Strömungslinien. Ursachen für die Abweichungen sind in den unterschiedlichen Aufnahmebedingungen und Sensoren sowie der Kalibrierungs- und Auswerteberechnungen zu suchen. Die ursprüngliche geometrische Auflösung des DOM's des DLRs ist höher und kann somit trotz Resampling zu gleicher Auflösung unterschiedliche Höhenwertgenauigkeiten pro Pixel generieren. So sind bei den SRTM-1 Daten vertikale Genauigkeiten von 16 Metern und bei den digitalen Oberflächenmodellen auf Grundlage von Luftbildern von unter 1 Meter zu erwarten. Die Untersuchung zu Genauigkeiten der einzelnen

Höhendaten ist nicht Bestandteil dieser Arbeit und somit sei zur weiterführenden Literatur verwiesen (z.B. SMITH UND SANDWELL, 2003:1ff; KOCH ET AL., 2002:389ff; CZEKKA ET AL., 2005:106ff; GOROKHOVICH & VOUSTIANIOUK, 2006:409ff; HAALA ET AL., 2010:99ff). Für die Berechnung der Übereinstimmung mit dem Referentdatensatz wird ein Teil der Havel als sehr große Wasserfläche ausgeschlossen. Der große Flächenanteil verfälscht die Berechnung. Die Abflussakkumulationen auf Grundlage des DOM decken sich häufiger mit dem Referenzdatensatz (51,67%) als die auf Grundlage des SRTM-1 Datensatzes (40,76%). Deshalb wird für die Wassererwartungsmaske die Abflussakkumulation des DOMS mit höherer vertikaler Genauigkeit genutzt.

Für die hydrologische Vorverarbeitung des digitalen Oberflächenmodells wurden, wie in Kapitel 3.1 beschrieben, zwei Ansätze getestet: das Fill-Werkzeug von ESRI und das Pit Removal Tool von JACKSON. Ein statistischer Vergleich (siehe Tabelle 4.3) für das digitale Oberflächenmodell von Berlin macht die Unterschiede sichtbar und damit die Optimierung des Glättungsverfahrens für das DOM deutlich. Die absolute Veränderung wird am Volumen der aufgefüllten und abgeschnittenen Senken und Spitzen gemessen. Sie ist bei dem Pit Removal Tool von JACKSON um drei Mal geringer als bei dem traditionellen Fill Werkzeug von ESRIs ArcGIS.

| DOM Veränderung | Fill Tool (ESRI) | Optimized Pit Removal (JACKSON) |
|---------------------------------|---------------------------|---------------------------------|
| Zellwert-Veränderung in Prozent | 29,8% | 17,4% |
| Veränderung in Volumen (cut) | 0 m ³ | - 593543700 m ³ |
| Veränderung in Volumen (fill) | 3793448700 m ³ | 650781000 m ³ |
| Absolute Volumen Veränderung | 3793448700 m ³ | 1244324700 m ³ |

Tab. 4.3: Statistischer Vergleich zwischen DOM-Aufbereitungsverfahren für das Untersuchungsgebiet Berlin; Hinweis zur Berechnung: $Volumen = Veränderung\ in\ Höhe * (Zellgröße)^2$

Der Einfluss der unterschiedlichen hydrologischen Konditionierung der DOM auf die Abflussakkumulation zeigt Abbildung 4.4 sehr anschaulich.

Während die Abflussakkumulation auf der Grundlage eines reinen Senken-Füll-Verfahrens auf flachen Gebieten künstliche Strömungslinien und Artefakte generiert, ist der Verlauf der Strömungslinien auf Grundlage der optimierten DOM-Anpassung natürlicher. Beim reinen Füllen der Senken, werden die Höhen-Spitzen nicht verändert. Wie die Abbildungen 3.1 und 3.2 in Kapitel 3.1.1 beispielhaft zeigen, werden ebenfalls die Senken aufgefüllt, die durch Artefakte oder kleine Spitzen im DOM entstehen können. Erfolgt dieses Auffüllen der Senken auf flachem Gelände, kann dies zu einer zu starken Glättung der Fläche führen, so dass keine natürlichen Abflusslinien generiert werden können (siehe Abbildung 4.4). Werden Senken gefüllt und Spitzen abgeschnitten erfolgt eine Glättung, die die natürliche Geländeform weitestgehend beibehält. Für die Generierung der Wassererwartungsmaske wird daraus folgend die DOM-Aufbereitung mit dem 'Optimized Pit Removal Tool' von JACKSON empfohlen.

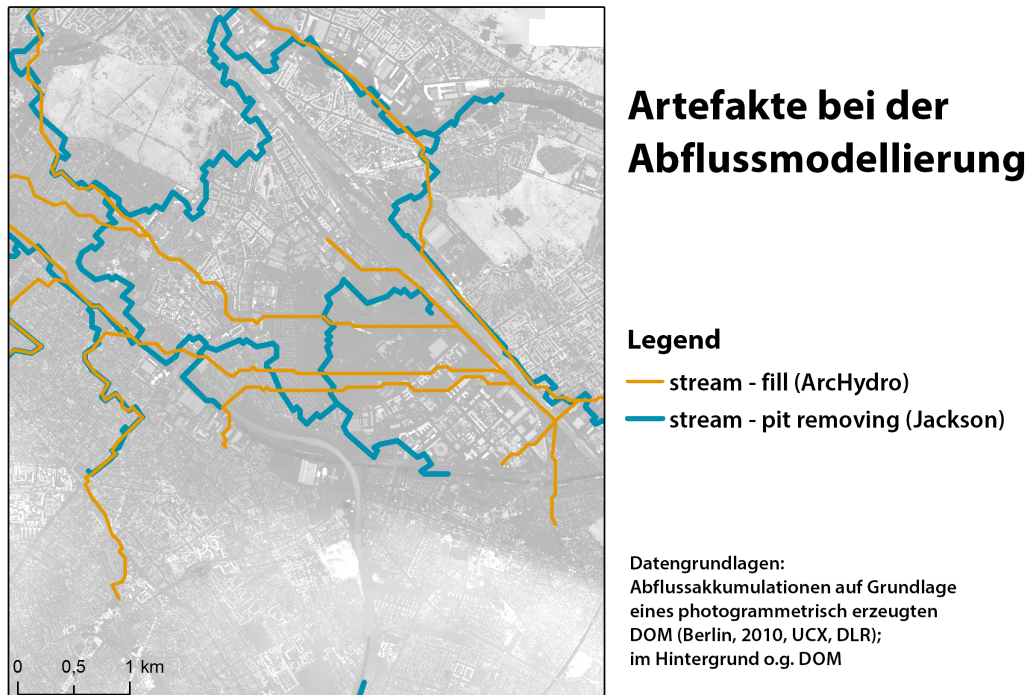


Abb. 4.4: Artefakte bei der Abflussmodellierung auf flachen Gebieten - Grundlage: photo-grammetrisch erzeugte DOM mit Fill-Werkzeug (ARCHYDRO) bzw. Pit Removing Tool (JACKSON) bearbeitet

Die Überschneidung der Abflussakkumulation mit den Referenz-Wasserflächen ist nochmals um 6 % höher, wenn die Anpassung des DOMS durch JACKSONs Tool erfolgt. Insgesamt werden etwa 57,57% der Wasserflächen in die Wassererwartungsmaske eingeschlossen. Bei Betrachtung des Ergebnisses ist zu beachten, dass dieses auf die Gesamtfläche der oberirdischen Gewässer bezogen ist, also auch Seen und andere Stehgewässer in die Berechnung einbezogen sind. Wird die Havel wieder in die Berechnung integriert, werden 50,7 % der Wasserflächen eingeschlossen. Die relativ geringe Prozentzahl wird durch den großen Flächenanteil der Havel negativ beeinflusst, der außerhalb der Pufferzone liegt. Wird der Radius des Puffers um die generierten Strömungslinien auf 500 Meter erweitert, werden 74% der Wasserflächen eingeschlossen und somit der Großteil der Havel. Jedoch werden ebenfalls vermehrt Flächen in die Wassererwartungsmaske aufgenommen, die kein Wasser enthalten.

Wie in Kapitel 3.1.2 beschrieben, ist das Ziel der WEM, die Regionen zu extrahieren, die Wasserflächen beinhalten können, um die Datenmenge für die objektbasierte Bildanalyse zu reduzieren. Dabei liegt das Augenmerk auf einer schnellen und effizienten Reduzierung der Daten und weniger auf einem hydrologisch exakten Ursache-Wirkungs-Modell, das die jeweils aktuellen klimatischen Gegebenheiten einbezieht. Die WEM dient zur Extraktion der Regionen, die potentiell Wasserflächen beinhalten, ist dabei wetterunabhängig und somit auch für historische Analysen und Zeitreihen (Veränderungsanalysen) geeignet.

Einige Fließgewässer werden mit Hilfe der Berechnung der Abflussakkumulation nicht vollstän-

dig erfasst. In Berlin sind Teile der Spree (kanalartig ausgebaute Abschnitte im Innenstadtbereich) und einige Teilabschnitte von Kanälen wie dem Teltowkanal, dem Landwehrkanal, dem Westhafenkanal, dem Berlin-Spandauer und dem Neuköllner Schifffahrtskanal nicht durch die Abflussakkumulation erfasst. Kanäle sind künstlich geschaffene und befestigte Wasserstraßen, und müssen somit nicht den natürlichen Bedingungen der Geländeoberfläche folgen. Für die Berechnung der Abflussakkumulationen wird das digitale Oberflächenmodell unter Berücksichtigung der Geländeformationen ausgewertet. Künstliche Geländeeinschnitte, die nur in der Breite des jeweiligen Kanals das DOM beeinflussen, die umliegenden Bereiche jedoch keine natürliche Senkung zum Wasserbett hin aufweisen, werden durch die hydrologische Konditionierung des DOMs entfernt und somit für die Berechnung irrelevant.

Vergleicht man die automatische generierte Abflussakkumulation mit den tatsächlichen Fließgewässern außerhalb der städtischen Regionen (Grundlage: SRTM-1 Daten) ist die Übereinstimmung zwischen den berechneten Strömungslinien und den natürlichen Flussbetten sehr hoch ($> 90\%$) (siehe Abbildung 4.5). Die Fließgewässer folgen den natürlichen Geländeformationen ohne durch starke anthropogene Veränderungen in ihrem Strömungsverlauf beeinflusst zu werden.

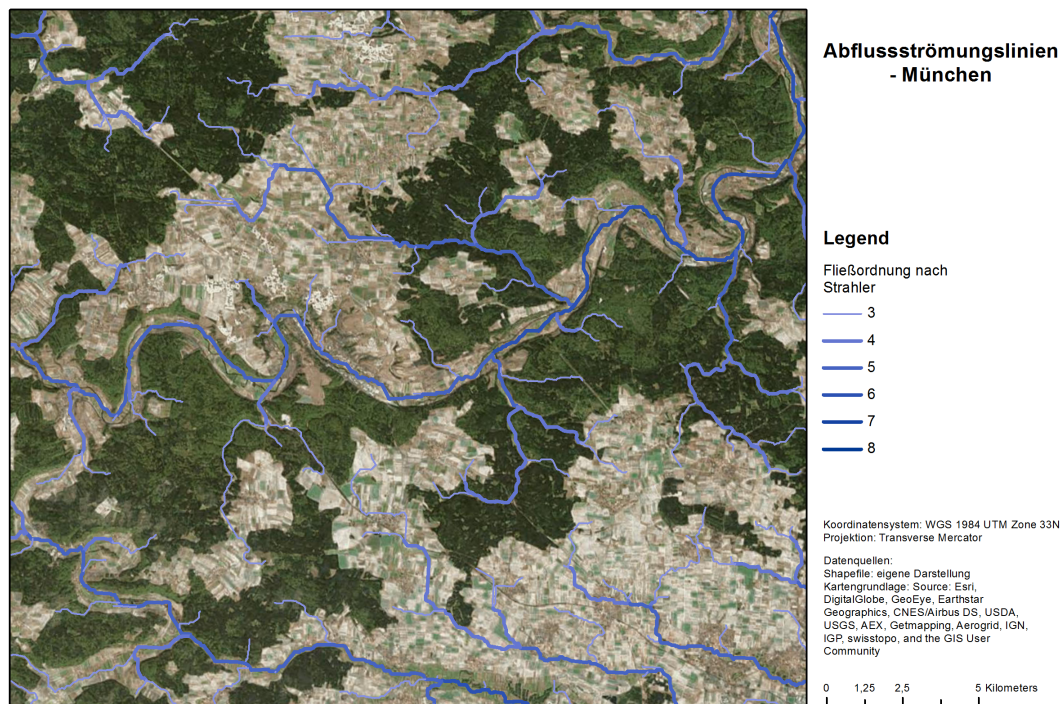


Abb. 4.5: Abflussakkumulationen in natürlichem Gelände

Die Berechnung der Täler und Senken, in denen potentiell Wasser fließen kann, schließt vom dendritischen System abgeschlossene Senken, in denen sich Stillgewässer befinden könnten, aus. Um die Genauigkeit der Wassererwartungsmaske zu erhöhen, wird das Modell erweitert.

Der Count-Layer, wie in Kapitel 2.2.2.1 beschrieben, gibt Aufschluss darüber, an welchen Pixeln keine korrespondierenden Punktepaafe gefunden worden sind. Fehlende korrespondierende

Punktpaare deuten auf bewegte Objekte, wie fahrende Transportmittel, und sehr homogene Flächen, wie Wasserflächen oder Schattenbereiche hin. Als mögliche Wasserflächen werden alle Pixelgruppen von mehr als 300 m² kategorisiert. Damit werden kleine Wasserflächen, aber vor allem auch Schattenflächen ausgeschlossen. Schattenflächen großer Ausmaße bleiben jedoch erhalten. Der Ausschluss von Pixelgruppen größerer Flächen wird dennoch nicht empfohlen. Wasserflächen mit einem flachen Uferbereich oder sehr stiller Oberfläche und somit mit mehr korrespondierenden Punktpaaren (Count-Werte > 1) würden ausgegliedert werden, selbst wenn diese im Luftbild größer als 500m² sind (vgl. Abbildung 4.6).

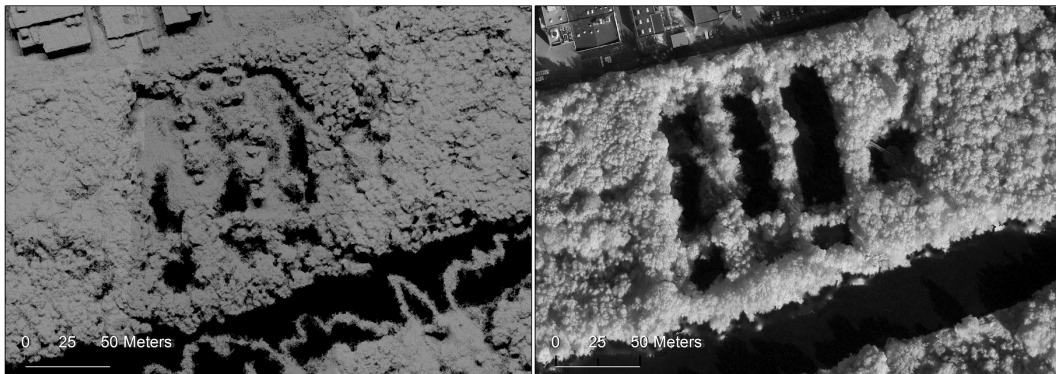


Abb. 4.6: Gegenüberstellung von Gewässern (> 500m²) und zugehöriger Pixelgruppen mit Countwert <1 (< 500m²)

Die Extraktion der möglichen Wasserflächen aus dem Count-Layer erfolgt auf Grundlage fehlender korrespondierender Punkte, so dass die Wahrscheinlichkeit einer Wasserfläche in den extrahierten Gebieten sehr hoch ist. Da in flachen Uferbereichen die Anzahl der korrespondierenden Punkte aufgrund eines Matchings an Vegetation auf dem Wasser oder am durchscheinenden Gewässergrund ansteigen kann, ist ein Puffer sinnvoll. Eine Pufferzone mit geringem Radius ist ausreichend und wird auf 50 Meter festgelegt.

Sehr stille, kleine und flache Gewässerbereiche, für die bei der SGM-Prozessierung Punktpaare gefunden worden sind, werden nicht erfasst. Eine Verschneidung der Referenz-Wasserflächen mit den Ergebnissen auf Grundlage der Countmaske zeigt eine Überdeckung von 94 %. Die mit der Countmaske erfassten Wasserflächen zählen zu tiefen Gewässern, bei denen der Gewässergrund in den Luftbildaufnahmen nicht mehr sichtbar ist und die eine Mindestbreite von 23 Metern aufweisen.

Die abschließende Berechnung der erfassten Wasserfläche für Berlin findet nun durch die vollständige Wassererwartungsmaske statt. Sie umfasst die Berechnung der Abflussakkumulation und die Auswertung der Count-Maske (siehe Abbildung 4.8). Die Berechnung ergibt einen Wert von 96,5% bzw. einen Wert von 98 % für einen erweiterten Radius der Pufferzone um die generierten Strömungslinien von 500m. Dieses Ergebnis ist als sehr gut zu bewerten.

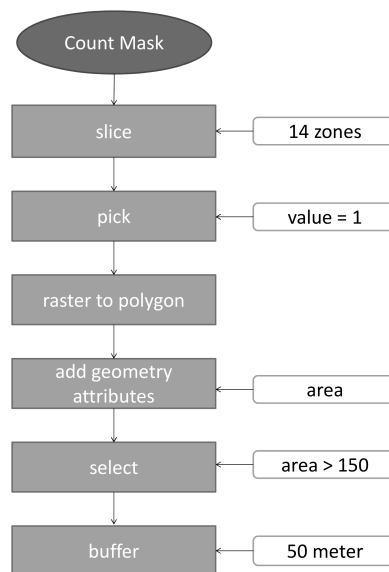


Abb. 4.7: Extraktion möglicher Wasserflächen auf Grundlage der Count Maske Count - Modell

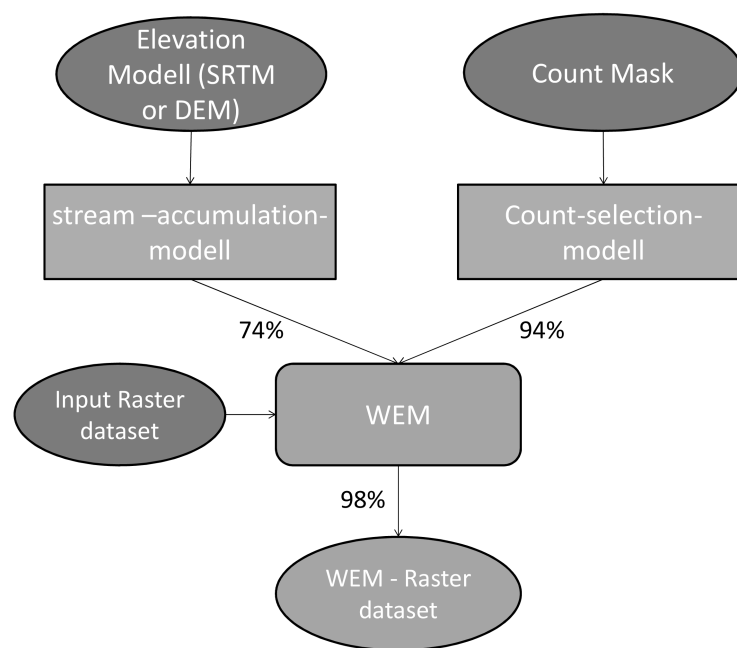
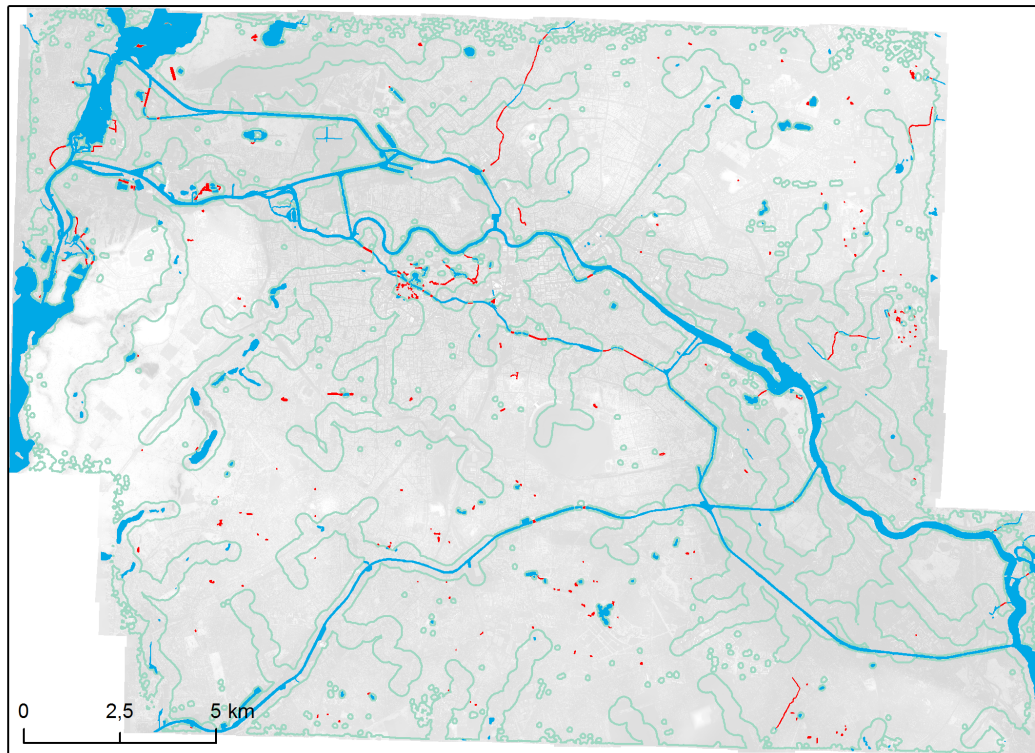


Abb. 4.8: Wassererwartungsmaske

Die Datenmenge für die objektbasierte Analyse wird durch die Anwendung der Wassererwartungsmaske (200m - Radius) um 65% reduziert.

Für München ist das Ergebnis gleichwertig. Da für München nur der Bereich um die Isar prozessiert wurde, kann nur dieser Bereich mit dem photogrammetrisch erzeugtem DOM und der dazugehörigen Count-Maske ausgewertet werden. Die WEM für München erfasst über 80% der Wasserflächen der Isar und der direkt umliegenden Gewässer. Die Count-Maske zeigt kaum fehlende korrespondierende Punktpaare, so dass deren Analyse keine große Verbesserung der Genauigkeit bewirkt. Der Ausschnitt von München ist auf ein Teil des Flussbettes der

Ergebnisse der WEM für Berlin - UCX



Datenquelle:
DOM von Berlin (2010, UCX, DLR),
Wasserflächen bearbeitet nach
OpenStreetMapcontributors, 2015
Koordinatensystem:
WGS 1984 UTM Zone 33N

Legende

- 96,5% Wasserflächen von WEM erfasst
- WEM
- 3,5% nicht erfasste Wasserflächen

Abb. 4.9: Ergebnis der Wassererwartungsmaske - Überschneidung mit Referenzflächen

Isar begrenzt, daher sind nur wenige Wasserflächen einbezogen. Eine repräsentative Aussage kann nicht getroffen werden.. Eine Berechnung der Geländeeigenschaften für den Großraum München ist nur mittels SRTM-1 Daten möglich. Eine Überschneidung der Abflussakkumulationen auf Grundlage der SRTM-1 Daten und der durch die OpenStreetMap-Mitwirkenden kartierten Wasserflächen ergibt einen Prozentwert von 49,2%. Eine Count-Maske steht nicht zur Verfügung.

4.3 Objektbasierte Klassifizierung

Für die Klassifizierung von Wasser wurden verschiedene spektrale Objekteigenschaften kombiniert und auf ihre Eignung untersucht. Neben der Abgrenzung von Wasser- und Landbedeckung mittels diverser Indizes wurden der Einfluss der Sättigung, der Intensität und des Farbtons (IHS-Transformation) verschiedener Layer-Kombinationen getestet. Auch der Einbezug von Texturen, Nachbarschaftsbeziehungen und Formparameter in die Analyse ist für die sensor-

übergreifende Klassifikation von Wasser untersucht worden.

4.3.1 Eignung der Indizes und Texturparameter für eine sensorübergreifende Klassifizierung

Die spektralen Eigenschaften der Wasserobjekte schwanken sowohl innerhalb eines Untersuchungsgebietes, als auch zwischen den unterschiedlichen Sensoriken der Aufnahmegерäte stark. Die Layer der Kanäle Rot, Grün, Blau und der Nahes Infrarot eignen sich für eine Klassifikation über weite Gebiete mit unterschiedlichen Gewässertypen nur eingeschränkt. Die Rückstreuung von Photonen aus dem sichtbaren Wellenlängenbereich des Lichts können, wie in Kapitel 2.1.2 beschrieben, stark variieren.

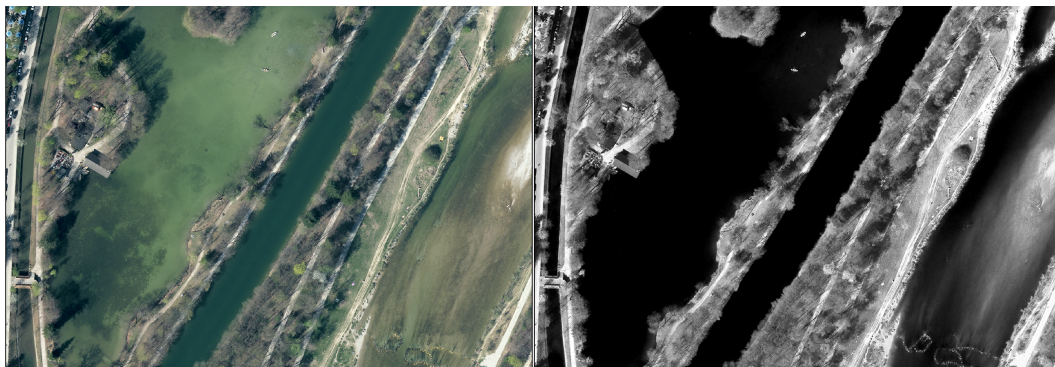


Abb. 4.10: Verschiedene spektrale Eigenschaften der Gewässer - Ausschnitt von München (DMC II); RGB (links), NIR (rechts)

Aus Abbildung 4.10 wird ersichtlich, dass das Spektrum für Wasseroberflächen ohne zusätzliche Parameter nicht abgrenzbar ist.

Die Strahlung im Wellenlängenbereich des nahen Infrarots wird von Wasser, wie in Kapitel 2.1.2 erläutert, in den ersten Dezimetern der Wasseroberfläche stark absorbiert. Diese Eigenschaft ist in den vorliegenden Fernerkundungsdaten vor allem auf großen offenen Wasserflächen sichtbar. Die Abbildung 4.11 bestätigt diese Eigenschaft in allen drei Datensätzen. Auffällig ist jedoch, dass kein einheitliches Spektrum definiert werden kann, da die spektralen Bänder der Kamerasysteme nicht einheitlich sind. In Flachwasserbereichen finden sich zudem starke Einflüsse durch Wasservegetation und den Gewässergrund. Diese verändern die Rückstreuung im Bereich des nahen Infrarots im Vergleich zu offenen Wasserflächen.

Betrachtet man die Objekte, die in vorangegangenen Studien bei der Klassifikation von Wasser zu Fehlklassifizierungen führten, wie Schatten und asphaltierte Straßen, wird die spektrale Ähnlichkeit deutlich. Vor allem im Datensatz der UCX von Berlin ist eine spektrale Abgrenzung zwischen Schatten und Wasser durch Grauwertunterschiede nicht möglich (siehe Abbildung 4.12).

Die Generierung von verschiedenen Ratios (Verhältnissbildung) und Indizes wird für multispektrale Klassifizierungen empfohlen, da diese die Belichtungsunterschiede verringern,

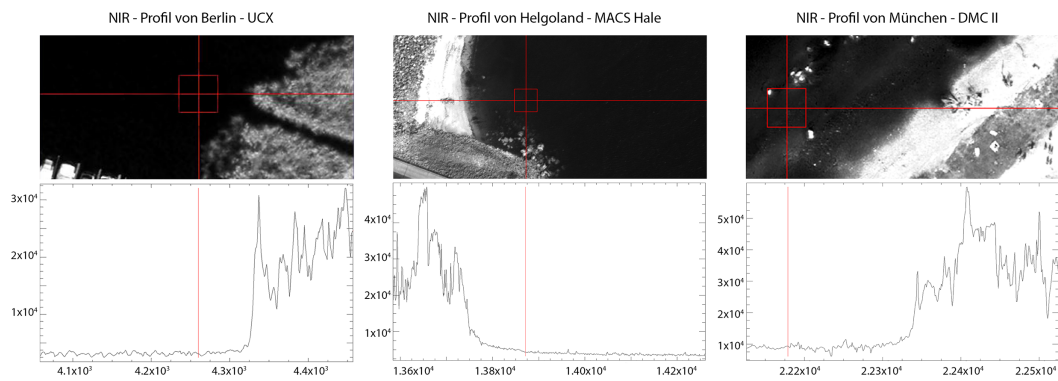


Abb. 4.11: Horizontale Profile des NIR von einem Gewässer aus den Daten von Berlin - UCX (links), Helgoland - MACS Hale (mitte) und München - DMC II (rechts)

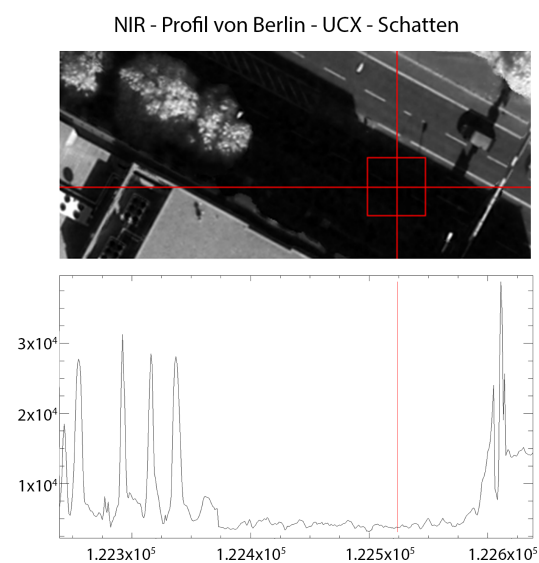


Abb. 4.12: NIR - Profil von Schatten - UCX

Oberflächenneigungen kompensieren und besondere Objekteigenschaften hervorheben können. Die Indizes Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Water Index (NDWI), Water Ratio Index (WRI), Blue/Red-Ratio und Land and Water Masks (LWM) (vgl. Kapitel 2.1.3) werden für repräsentative Ausschnitte der jeweiligen Datensätze berechnet und miteinander verglichen. Da Helgoland mit einer Fläche von ca. 2 km² das kleinste Untersuchungsgebiet ist, werden für die anderen Datensätze Ausschnitte gleicher Größe gewählt, um die Ergebnisse zu vergleichen. Mit Hilfe der Indizes lassen sich Wasseroberflächen von Landbedeckungen nach unterschiedlichen Kriterien trennen. Für die Berechnung der Indizes NDVI, NDWI, LWM und WRI wird neben den Bändern R, G, B auch der NIR-Kanal verwendet.

NDVI

Der NDVI (ROUSE, 1973; TUCKER, 1979) dient vorrangig zur Analyse der Vegetation und nutzt den Kontrast zwischen der reflektierenden Strahlung im roten Spektralbereich und NIR (vgl. ANYAMBA ET AL., 2005:61). Für Vegetation liegen die Werte des Index zwischen 0,1 und 0,7. Mittels des NDVI lassen sich vegetationsfreie Gebiete von Vegetation trennen. Im Datensatz der UCX ist aufgrund des Aufnahmezeitpunktes und der damit verbundenen Vitalität der Vegetation eine eindeutige Trennung zwischen Vegetation und nicht-Vegetation möglich. Die Genauigkeitsanalyse ergibt nach LANDIS & KOCH (1977:165) einen nahezu perfekten Zusammenhang (Kappa-Wert = 0,9) für die Klassifikation von Vegetation mittels NDVI ($\text{NDVI} > 0,3$) auf Grundlage der UCX-Daten. Die Nutzergenauigkeit liegt bei 97,67% und die Produzentengenauigkeit bei 89,36%, da ein kleiner Teil der Vegetation nicht eingeschlossen wurde. Dabei handelt es sich vor allem um trockenen Rasen. Auch für den Datensatz der MACS Hale kann ein nahezu perfekter Zusammenhang ermittelt werden, der sich durch den Kappa-Wert von 0,92 auszeichnet. Bereiche in verdunkelten Flugstreifen, die nur spärliche Rasenbedeckung aufweisen, werden jedoch nicht vollständig durch den gesetzten Schwellwert ($> 1,8$) für den NDVI erfasst (Produzentengenauigkeit = 94,62%). Zudem treten geringe Fehlzusordnungen in Schattenbereichen auf (Nutzergenauigkeit = 97,78%). Für Vegetation, die weniger vital oder geringer ausgeprägt ist, wie im Datensatz DMC II von München mit Aufnahmezeit am Anfang des Frühlings, ist die Trennung von nicht-Vegetation durch den NDVI nicht eindeutig möglich. Der Schwellwert für die Erfassung von Vegetation muss so gering gewählt werden ($\text{NDVI} > 0,15$), dass die Abgrenzung zu Schattenbereichen nicht mehr gewährleistet ist (falsch positive Zuordnung). Die Produzentengenauigkeit liegt bei 91,86%, die Nutzergenauigkeit jedoch nur bei 75,96%. Die Stärke des Zusammenhangs für die Erfassung der Vegetation der DMC II-Daten mit einem Kappa-Wert von 0,65 ist jedoch noch als substantiell einzustufen. Wasserflächen können in allen Untersuchungsgebieten mit Hilfe des NDVI eindeutig von Vegetation getrennt werden. Die eindeutige Trennung von Wasser zu versiegelten Flächen ist insbesondere im Datensatz der UTX nicht möglich (vgl. Abbildung 4.13).

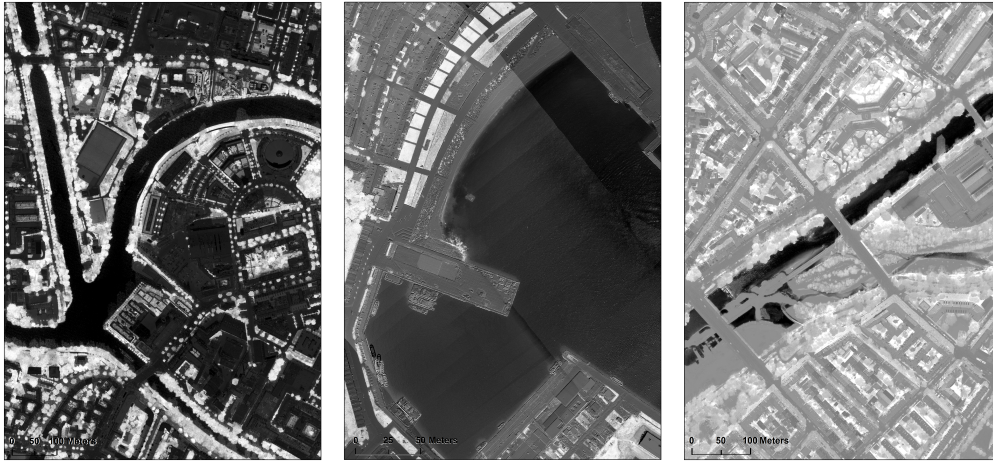


Abb. 4.13: NDVI der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II

NDWI

Der NDWI (McFeeters, 1996) kann wie der NDVI Werte zwischen -1,0 und +1,0 annehmen. Positive Werte zeigen das Vorhandensein von Wasser an, negative hingegen deuten auf nicht-Wasser wie Vegetation oder bloßen Erdboden hin. Die Trennung zwischen Wasserflächen und anderen Landbedeckungen ist im Datensatz der DMC II möglich, der Schwellwert für Wasser liegt zwischen 0,4 und 1. Einige falsch positive Objekte werden für Dachflächen gefunden, die eine grau-grünliche Kupferpatina oder farblich sehr ähnliche Bedeckungen aufweisen. Falsch negative Zuordnungen erfolgen vor allem in Flachwasserbereichen und überschatteten Wasserflächen. Die Nutzergenauigkeit beträgt 95% und die Produzentengenauigkeit 98,7%. Der Kappa-Wert beträgt 0,94 und ist somit nach Landis & Koch (1977:165) als mit nahezu perfektem Zusammenhang einzuordnen. Die NDWI Schwellwerte für den Datensatz der UCX werden auf größer als 0,18 festgelegt, um Wasserflächen zu identifizieren (Produzentengenauigkeit = 97,30%). Der gewählte Schwellwert schließt jedoch Schattenflächen als falsch positive Zuordnungen ein. Es ergibt sich eine niedrige Nutzergenauigkeit von 37,22%. Der Kappa-Wert beträgt somit nur 0,34 und ist deshalb als ausreichend einzustufen. Die Trennung von Wasser und anderen Objekten, die sich im Schatten befinden, ist nicht eindeutig möglich. Die Daten der MACS Hale Kamera von Helgoland weisen auf einen substantiellen Zusammenhang zwischen NDWI und Wasser hin (Kappa-Wert = 0,76). Einige falsch positive Zuordnungen treten in verdunkelten Flugstreifen (Wolkenbedeckung) auf versiegelten Flächen auf (Nutzergenauigkeit = 77,78%). Eine Veränderung des Schwellwertes ($NDWI > 0,18$) hätte jedoch den Anstieg der falsch negativen Klassifizierung in Uferbereichen zur Folge und würde die Genauigkeit nicht verbessern.



Abb. 4.14: NDWI der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II

LWM

Die Berechnung der LWM, die von UDDIN (2010) erwähnt wird, verhält sich analog zu den Ergebnissen des NDWI. Der nahe Infrarotkanal wird ins Verhältnis zum grünen Kanal gesetzt und mit dem Faktor 100 multipliziert. Der Wertebereich erstreckt sich von 0 bis 255. Für Wasser sind Werte zwischen 0 und 50 zu erwarten. Die Trennung von Wasser auf Grundlage der DCM II Daten erfolgt mit einem beinahe perfekten Zusammenhang ($\text{Kappa-Wert} = 0,94$). Von Wasser nicht getrennt werden einige falsch positive Zuordnungen auf grauen und grünen Dächern. Flachwasserbereiche und Wasserflächen im Schatten werden zudem nicht immer erkannt (falsch negativ).

Die Zuordnung von Wasser durch die Berechnung der LWM mit den Daten der UCX gelingt nur ausreichend. Die Nutzergenauigkeit wird, wie bei der Berechnung des NDWI, aufgrund ähnlicher Grauwerteverteilungen von Schattenflächen auf unter 40% gesenkt. Ein substantieller Zusammenhang wird analog zum NDWI der MACS Hale erreicht, mit hohem Anstieg der falsch positiven Zuordnungen in verdunkelten Flugstreifen.

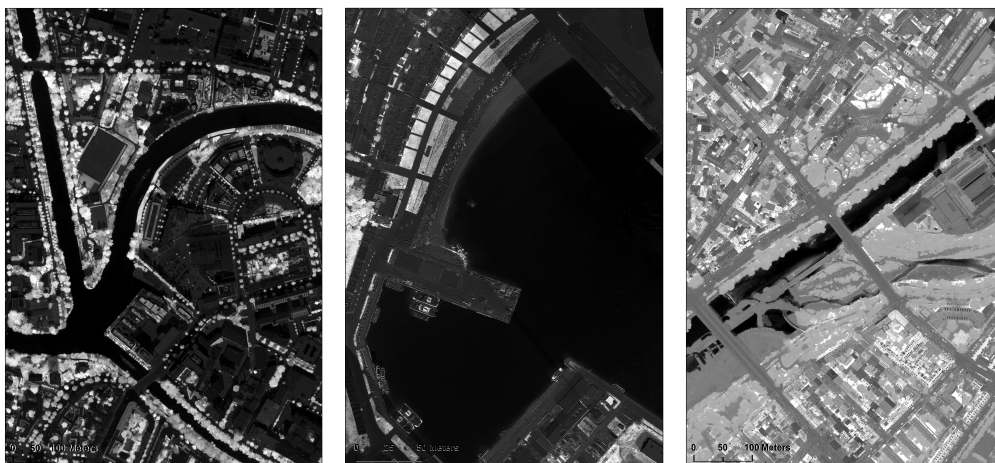


Abb. 4.15: LWM der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II

Blue/Red-Ratio

Die Verhältnissbildung von Band Blau zu Band Rot ist für die Identifizierung von Wasserflächen nur bedingt geeignet. Denn die Wasserflächen werden je nach Gewässertiefe und -trübung und der damit abhängigen Absorption der Strahlung mit unterschiedlichen Helligkeiten in der Luftbildaufnahme wiedergegeben. Somit decken sie einen großen Grauwertbereich ab, der Dächer sowie versiegelte Flächen und Schatten mit einschließt. Um Schattenflächen zu identifizieren, ist der Blue/Red-Ratio geeigneter. Die Bänder im sichtbaren Wellenlängenbereich sind in Schattenbereichen weniger sensibel, so dass die Schattenflächen gleichermaßen als dunkle Flächen im blauen sowie roten Bereich abgebildet werden. Der Quotient aus beiden Kanälen hebt die Schattenflächen stark hervor.

Die Klassifikation von Schatten mittels BR-Ratio kann mit Kappawerten von 0,8 für die UCX (BR-Ratio $> 1,5$) und 0,77 für die DMC II (BR-Ratio $> 1,4$) nach LANDIS & KOCH (1977:165) als substanziell eingestuft werden. Bei den Daten der DMC II werden falsch positive Zuordnungen vor allem auf dunkelgrauen bis schwarzen Dachbedeckungen gefunden. Die Produzentengenauigkeit sinkt bei der DCM II auf 86,73 %. Die Genauigkeit für die UCX wird durch fehlende Zuordnungen von Schattenflächen beeinflusst (falsch negativ), die Produzentengenauigkeit liegt bei 82,76%. Das Ergebnis für den Datensatz von Helgoland ist durch viele falsch positive Zuordnungen auf der Meeresfläche negativ beeinflusst. Die Trennung von Wasser und Schatten ist durch eine Schwellwertbestimmung nicht möglich. Mit einer Produzentengenauigkeit von 89,47% und einer Nutzergenauigkeit von nur 18,89 % ergibt sich ein nur schwacher Zusammenhang (Kappa-Wert = 0,17).

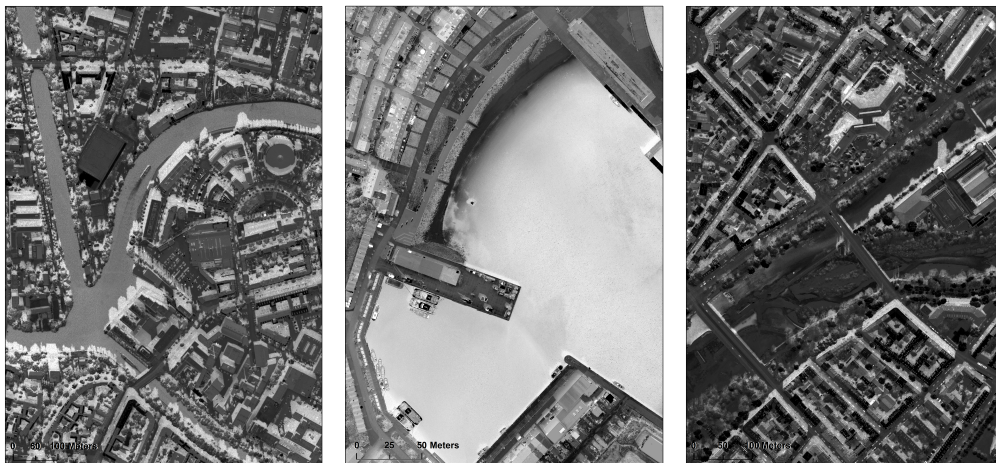


Abb. 4.16: B/R-Ratio der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II

WRI

Für die Abgrenzung von Wasser wurde in der Literatur auch der WRI genutzt. Für die vorliegenden Daten ist dieser jedoch nicht geeignet, da die errechneten Grauwerte keine klare

Abgrenzung von Wasser durch Schwellwerte ermöglichen. Schatten und Asphaltflächen werden im gleichen Grauwertbereich wiedergegeben. Eine nur schwache bis ausreichende Erkennung von Wasser in den vorliegenden Datensätzen ist für die objektbasierte Klassifizierung nicht zielführend, deshalb wird der WRI für die weitere Untersuchung ausgeschlossen.



Abb. 4.17: WRI der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II

Textur

Jene Daten, die durch die Absorption des nahen Infrarots im Wasser gewonnen werden, sind aussagekräftiger als andere verfügbare Daten. Daher wird für die Texturberechnung der NIR-Layer gewählt. Da in den NIR-Aufnahmen Wasserflächen als relativ homogene Flächen erscheinen, werden die Homogenität und die Entropie berechnet. Wasserflächen ohne starke Wellen oder Gischt sind sehr homogen. Das liegt an den starken Absorptionsprozessen in den ersten Dezimetern unter der Wasseroberfläche. Vegetation, offene Bodenflächen und anthropogen geschaffene versiegelte Oberflächen sind im NIR-Kanal durch eine sehr heterogene Struktur geprägt. Denn je nach Lage, Neigung und Oberflächenbeschaffenheit reflektieren sie die Strahlung sehr unterschiedlich. Fehlerquellen bilden Sportplätze und einige Asphaltflächen mit geringer Neigung und Dächer mit besonders glatter homogener oder spiegelartig reflektierender Oberfläche. Insbesondere im Datensatz der UCX werden auch Schattenflächen als homogene Flächen identifiziert. Dies geschieht aufgrund des geringen Informationsgehalts im NIR-Bereich .

Die Produzentengenauigkeit der drei vorliegenden Datensätze liegt jeweils bei über 90% (MACS HALE – 94,05%; DCM II – 92,68%; UCX – 97,92%). Offene Wasserflächen ohne starken Wellengang werden mit einem Homogenitätsfaktor $> 0,7$ in allen Datensätzen wiedergegeben. Treten, wie beispielsweise an Küsten, starke Wellen und Gischt oder Schaum auf, verändern sich die Rückstreuungs- und Brechungsverhältnisse der Wasseroberfläche. Gischt und Schaum bilden in Fernerkundungsaufnahmen einen heterogenen Verbund, der sich von den sonst homogenen Wasserflächen stark abhebt. Gischt und Bereiche mit stark

aufgewühltem Wasser werden durch den gesetzten Schwellwert nicht erfasst. Sehr flache Bereiche, bei denen der Untergrund der Wasserflächen die spektrale Heterogenität beeinflusst, werden ebenfalls nicht durch den gesetzten Schwellwert erfasst. Flachwasserbereiche an der Isar (DMC II) und starker Wellengang mit Gischt in den Daten der MACS HALE verringern Produzentengenauigkeit.

Falsch positive Zuordnungen werden auf Sportplätzen, Flugplätzen und weißen Dächern generiert. Großen negativen Einfluss auf die Nutzergenauigkeit üben jedoch vor allem Schattenbereiche aus, die in den Aufnahmen aufgrund geringer spektraler Informationen in den vorliegenden Kanälen sehr homogen erscheinen. Viele Schattenflächen sind in urbanen Regionen zu finden (Nutzergenauigkeit: UCX – 51,65%; DMC II – 43,68%). Aus diesem Grund zeigen die Kappa-Werte nur einen moderaten Zusammenhang zwischen der Homogenität des NIR-Kanals und Wasser für die Datensätze UCX und DMC II. In nicht urbanen Regionen wie Helgoland ist der Zusammenhang als beinahe perfekt einzustufen (Kappa-Wert = 0,82).

Die Entropie gilt als Maß für den Informationsgehalt und hebt Wasserflächen von anderen Oberflächenformen ab. Die starke Absorption von Wasser im NIR-Bereich ermöglicht dies. Besonders homogene Flächen zeichnen sich durch einen niedrigen Entropiewert aus. Der Wert steigt mit der Anzahl an vorhandenen Grauwerten. Offene Wasserflächen ohne starke Wellen oder Gischt werden also mit einem niedrigen Entropiewert ($< 1,5$) wiedergegeben. Wellen und Uferbereiche mit Gischt und Schaum sind durch eine hohe Entropie gekennzeichnet, da die Grauwertverteilung heterogener ist. Die Ergebnisse der Entropie sind direkt abhängig vom Maß der Homogenität des NIR-Layers und können somit analog betrachtet werden. Falsch negative sowie falsche positive Zuordnungen treten in gleicher Weise auf. Für die Entropie können folglich moderate Zusammenhänge für die Daten der UCX und DMC II und ein beinahe perfekter für die MACS Hale bewiesen werden. Verändert man den Schwellwert für die DMC II auf einen maximalen Entropiewert von 1,2, so wird die Nutzergenauigkeit durch weniger Zuordnungen in Schattenbereichen (FP) verbessert und eine substantielle Abhängigkeit nachgewiesen.

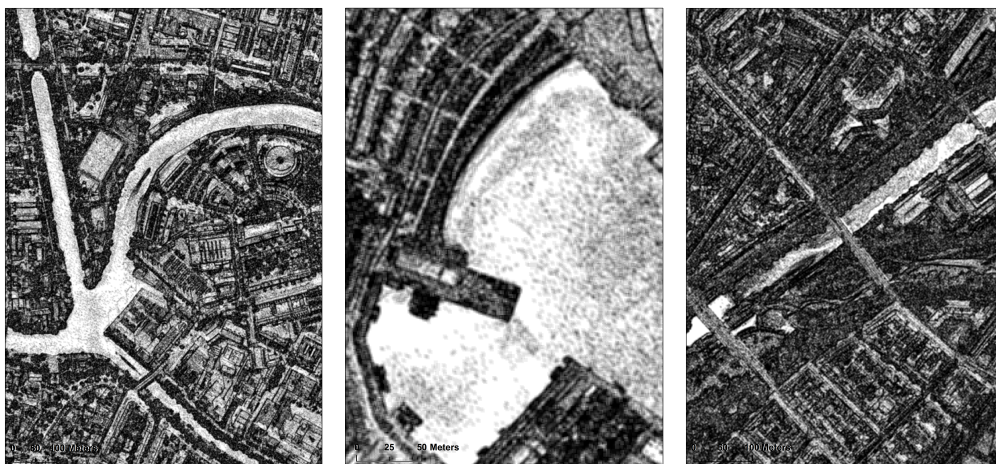


Abb. 4.18: Homogenität der Datensätze UCX, MACS Hale, DMC II

Für die vorliegenden Daten ist es nicht sinnvoll, die Textur für digitale Oberflächenmodelle zu berechnen, da Wasserflächen Höhengsprünge aufweisen können und somit eine sehr raue Oberfläche mit hoher Varianz zu erwarten ist (vgl. Kapitel 2.2.2.1). Die auftretenden Höhengsprünge und Interpolationsfehler sind auf Wasseroberflächen nicht stetig und treten nicht in gleicher Weise auf. Diese Fehler bilden kein strukturelles Muster und heben Wasserflächen somit nicht von anderen Landschaftsformen ab. Texturen, die auf Grundlage des DOMs errechnet wurden, können nicht für die Untersuchung genutzt werden.

Die sensorübergreifende Eigenschaft der Texturparameter auf Grundlage des NIR wird in die objektbasierte Analyse einbezogen. Um die Extraktion und die Abgrenzung von Wasser zu anderen textuell ähnlichen Oberflächenformen zu verfeinern, werden die Indizes NDWI und LWM genutzt. Der NDVI wird für die Erkennung von Vegetation eingesetzt und der BR-Ratio wird für die Erkennung von Schatten getestet.

4.3.2 Segmentierung

Für eine objektbasierte Klassifizierung ist die Segmentierung von Bildobjekten entscheidend. Im Folgenden werden die einzelnen Segmentierungsschritte erläutert, die die Grundlage für die Klassifizierung bilden.

4.3.2.1 NoData - Bereiche

Bei der Anwendung der Wasserwartungsmaske auf die Original-Daten, bei nicht rechteckigen Untersuchungsgebieten oder auch bei unterschiedlicher Größe der einzelnen Layer treten Bereiche ohne Informationen, also NoData Bereiche auf. ECognition bezieht bei der Berechnung von Indizes und Ratios alle Wertebereiche, so auch NoData-Bereiche ein, insofern diese nicht im Vorfeld als NoData ausgewiesen werden. Um nicht für jeden Datensatz die NoData-Bereiche einzeln zu definieren, wird eine Klasse für NoData angelegt. So fließen die Bereiche mit NoData nicht in die einzelnen Analysen mit ein. Dafür wird eine Segmentierung mittels Schwellwert durchgeführt, der in einem Schritt die Bereiche als NoData klassifiziert, die den entsprechenden NoData-Wert im NIR besitzen. Dieser Schritt wird analog mit einem Layer aus dem sichtbaren Wellenlängenbereich durchgeführt, um eventuelle Größenunterschiede zwischen den einzelnen Layern zu identifizieren. Beispielweise können arithmetische Berechnungen für temporäre Layer erfolgen, ohne dass der zu erwartende Grauwertbereich durch NoData-Werte verzerrt wird. Durch den Ausschluss der NoData-Bereiche vor den eigentlichen Segmentierungen wird nicht nur eine Fehlklassifizierung in NoData-Bereichen verhindert, sondern auch die Haupt-Segmentierungen für die Klassifizierung der Objekte beschleunigt.

4.3.2.2 Erhöhte Objekte

In urbanen Regionen sind viele Überschattungen zu erwarten. Vorangegangene Studien diagnostizierten die spektrale Ähnlichkeit zu asphaltierten Straßen und Schatten (siehe auch Kapitel 2.1.3) und insbesondere asphaltierte Straßen im Schatten als wiederkehrende Probleme für Fehlklassifizierungen bereits (vgl. Abbildung 4.12). Daher wird eine Vor-Segmentierung und Klassifizierung der eigentlichen Extraktion von Wasserobjekten vorgeschaltet.

Ziel dieser Segmentierung ist es, erhöhte Objekte zu identifizieren und zu klassifizieren. Für die Segmentierung wird ausschließlich der Layer des digitalen Oberflächenmodells genutzt. Es erfolgt eine Quadtree Segmentierung mit darauf aufbauender Spectral Difference Segmentierung. Die erhöhten Bildelemente werden zu Bildobjekten mit ähnlichen Grauwertintensitäten (entspricht ähnlichen Höhenwerten) segmentiert (siehe Abbildung 4.19). Um diesen Prozess zu beschleunigen wird eine Kopie der Layer mit geringerer Auflösung (25% der Originalauflösung) erstellt, segmentiert und klassifiziert. Die Klassifizierungsergebnisse werden für die Wasserextraktion mit den Layern der Originalauflösung synchronisiert.

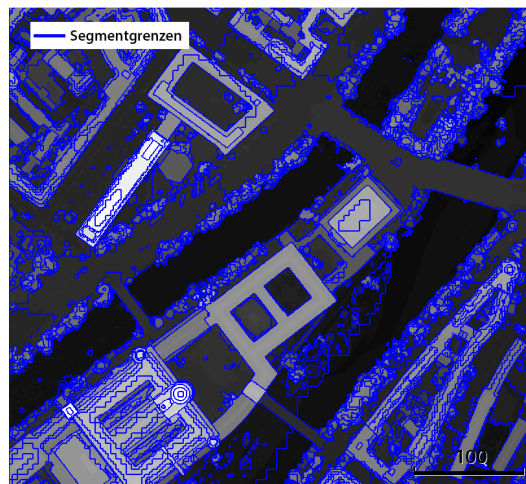


Abb. 4.19: Segmentierung von erhöhten Objekten

4.3.2.3 Wasserflächen

Wie in Kapitel 3.2.1 beschrieben, wird für die Segmentierung eine Kombination aus Quadtree und Spectral Difference Segmentierung genutzt. Die verschiedenen Kamerasysteme bilden nicht die gleichen spektralen Bandbreiten ab, so dass eine Gewichtung nach reinen spektralen Kanälen nicht sinnvoll erscheint.

Die Count-Maske visualisiert jene Bereiche, in denen keine oder wenig korrespondierende Punktpaare bei der SGM – Prozessierung gefunden worden sind (siehe Kapitel 2.2.2.1). Daher liegt es nahe die Maske für die Segmentierung zu nutzen. Eine visuelle Untersuchung der Count-Maske aller Datensätze zeigt jedoch, dass die Bereiche auf Wasserflächen nicht, wie zu erwarten, immer durch fehlende Punktpaare charakterisiert werden. Für Wasserflächen, deren

Gewässergrund in den Fernerkundungsdaten sichtbar ist und für stille, kleine Gewässer werden ausreichend Punktepaaire zugeordnet. Diese Flächen erhalten in der Count-Maske demnach höhere Grauwerte. Eine Gewichtung auf die Count-Maske ist demnach nur sinnvoll, wenn ausschließlich tiefe Gewässer mit starker Oberflächenbewegung in den Untersuchungsgebieten detektiert werden sollen. Sollen stille und kleine Gewässerläufe erkannt werden, ist die Count-Maske nicht aussagekräftig genug.

Um alle Wasserflächen bestmöglich zu segmentieren, wird daher nach weiteren Alternativen gesucht. Mit Hilfe des Algorithmus für Layer Arithmetik von eCognition, können temporäre Layer erstellt werden, die in die objektbasierte Analyse einbezogen werden können. Mittels des NDVI kann Wasser von Nicht-Wasser und insbesondere von Vegetation abgegrenzt werden. Der NDVI zeigt in Schattenbereichen auf Wasserflächen jedoch eine andere Grauwertverteilung als auf benachbarten Wasserflächen (ohne Schatten) und hebt somit Schattenbereiche hervor. In die Segmentierung soll dieser Layer somit nicht einfließen. Der Wasser-Ratio Index sowie der BR-Ratio besitzen in Schattenbereichen eine deutlich andere Grauwertverteilung gegenüber den nicht beschatteten Wasserflächen (vgl. Kapitel 4.3.1).

Für eine Abgrenzung von Wasser zu Land erbringen die Indizes Normalized Difference Water Index (NDWI) und Land and Water Mask (LWM), wie in Kapitel 4.3.1 beschrieben, gute Ergebnisse. Über die Verteilung der berechneten Grauwerte im Grauerthistogramm kann die wahrscheinliche Zugehörigkeit zu Wasser bzw. nicht-Wasser bestimmt werden. Auch Flachwasserbereiche lassen sich größtenteils von nicht-Wasser-Bereichen trennen. Wasserflächen, die überschattet sind, werden ebenfalls durch die Indizes erfasst.



Abb. 4.20: Schattenbereiche, die an Wasser grenzen. NDWI (rechts): Abgrenzung von Schatten auf Land zu Wasser nicht möglich. NIR (links): schwache Informationen im Schattenbereich vorhanden

Eine Segmentierung, die sich ausschließlich auf die Indizes NDWI und LWM stützt, hat den Vorteil, dass diese in kurzer Zeit große Segmente auf Wasserflächen bildet. Bei Untersuchungsgebieten, die mit einem Kamerasystem aufgenommen worden sind, bei dem sich die

spektralen Bänder überlappen, kann dies jedoch zu Untersegmentierungen führen, da die Grenzen zwischen Wasserflächen und urbane Gebieten, die im Schatten liegen und an Wasser grenzen, nicht eindeutig ist (vgl. Abbildung 4.20). Um eine Untersegmentierung zu verhindern, die das Klassifikationsergebnis stark beeinträchtigen kann, wird ein zusätzlicher Layer mit einbezogen, der auch im Schattenbereich spektrale Informationen enthält. Aus den spektralen Kanälen R, G und B lassen sich in beschatteten Regionen kaum Informationen ableiten. Der Infrarot Kanal ist demgegenüber empfindlicher, so dass ein geringer Teil der spektralen Information erhalten bleibt.

Die Segmentierung mit Gewichtung auf den temporären Layern NDWI, LWM und dem Infrarot-Kanal ist im Hinblick auf das Untersuchungsobjekt zeiteffizienter als die Multiresolution-Segmentierung. Ein Vergleich der Segmentierungen mit ähnlich großen Segmenten für das Untersuchungsobjekt Wasser zeigt, dass die gewichtete kombinierte Segmentierung fast doppelt so schnell wie die Multiresolution-Segmentierung Bildobjekte generiert (siehe Abbildung 4.21).

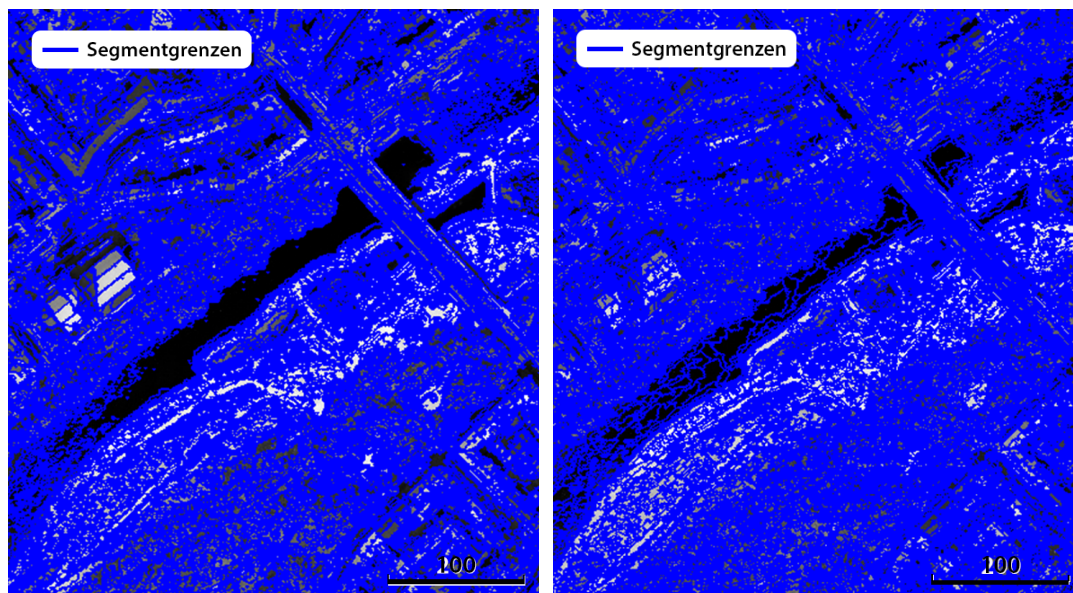


Abb. 4.21: Segmentierungsvergleiche - Kombination aus Quadtree und Spectral Difference Segmentation, benötigte Zeit für 11km²: 10min 29s (links); Multiresolution-Segmentation, benötigte Zeit 11km²: 17min 50s (rechts)

Untersegmentierungen werden mittels Gewichtung und Segment-Größenparametern vermieden, um die Klassifizierung zu erleichtern. Übersegmentierungen treten vor allem bei flachen Gewässern mit starken Einfluss des Gewässeruntergrundes sowie überschatteten Gewässern auf. Sie werden toleriert, da diese Segmente bei der Klassifizierung zusammengeführt werden können.

4.3.3 Klassifikation

4.3.3.1 Vorklassifizierung erhöhte Objekte und potentieller Schatten

Die Klassifizierung „erhöhter Objekte“ erfolgt mittels der Eigenschaft Helligkeit, die über die Intensität des DOM-Layers berechnet wird. Die Klassifizierung mittels Helligkeit statt realer Höhenwerte macht es möglich, diesen Prozess auch auf Gebiete anderer Höhenlagen zu übertragen, ohne das Ruleset dementsprechend anpassen zu müssen. Zudem wird die Größe der zu klassifizierenden Objekte begrenzt. So werden die tatsächlichen Gebäude und Vegetationsobjekte erfasst und natürliche stetige Geländeerhöhungen, wie an Steilküsten, nicht als „erhöhte Objekte“ eingestuft. Die klassifizierten „erhöhten Objekte“ werden durch eine weitere Klasse erweitert. Die Klasse „Vegetation“ wird ausgehend von den „erhöhten Objekten“ gebildet. Die Trennung erfolgt durch die arithmetischen Mittelwerte von LWM und NDVI. Wenn nötig können sie für die einzelnen Sensortypen angepasst werden. In der Klasse „erhöhte Objekte“ verbleiben Gebäudeobjekte, hohe Brücken, nicht belaubte Bäume und sonstige erhöhte Objekte (stehende große Autos, Schiffe, Schutthalden etc.).

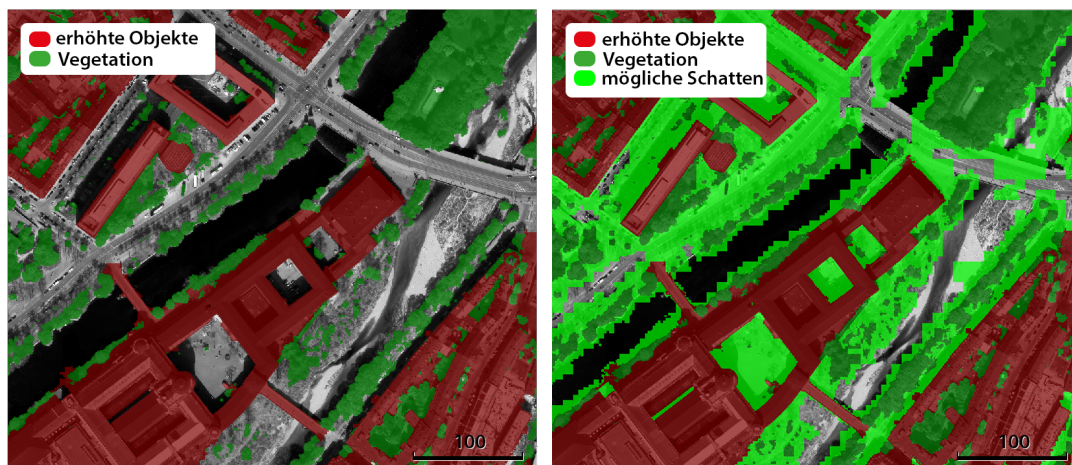


Abb. 4.22: Vorklassifizierung erhöhter Objekte und möglicher Schatten

Um dem Problem der Fehlklassifizierung von Schatten und Straßen als Wasser vorzubeugen, wird eine weitere Klasse angelegt. Sie klassifiziert all jene Segmente, die in der unmittelbaren Umgebung von Gebäuden und anderen erhöhten Objekten, die nicht erhöhte Vegetation sind, liegen. Dazu wird die noch unklassifizierte Umgebung in kleinere Segmente mittels Quadtree-Algorithmus aufgesplittet. So wird eine feinere Klassifikation der direkten Umgebung von erhöhten Objekten möglich. Für eine Klassifizierung der direkten Umgebung wird die Distanzberechnung nicht über den 'Point of Gravity' der Objekte der entsprechenden Klasse, sondern über die Grenzen des am dichtesten umschließenden Rechtecks des jeweiligen Objektes zum gesuchten Objekt durchgeführt.

Da sich Wasserflächen in der Regel nicht in der unmittelbaren Umgebung von Gebäuden befinden, wird ein genereller Puffer von fünf Metern festgelegt. Er schließt alle Segmente ein,

die sich vollständig oder teilweise in dieser Zone um die erhöhten Objekte befinden. Da viele Befliegungen in der Regel bei einem Sonnenstand bis zu 30° durchgeführt werden, können vor allem bei hohen Gebäuden und Bäumen, lange Schattenflächen entstehen. Es ist somit eine Pufferzone erforderlich, die diese Schatten mit berücksichtigt. Wenn der Sonnenstand zum Zeitpunkt der Befliegung bekannt ist, kann der Puffer richtungsabhängig eingesetzt werden. Da dies jedoch nicht immer gegeben ist, wird auf richtungsabhängige Einstellungen verzichtet. Um Wasserflächen, die in der unmittelbaren Umgebung von Gebäuden, Brücken und Bäumen liegen, nicht mit zu klassifizieren, werden zusätzliche Parameter einbezogen. Für tiefe, homogene Gewässer eignet sich die Count-Maske, um ohne großen Berechnungsaufwand große Wasserflächen als Wasser zu klassifizieren. Für andere Gewässerarten, die nicht durch Count-Werte unter 1 erfasst werden, werden Pufferzonen mit dem NDWI als Grenzwert berechnet. Es erfolgt eine auf die Objekte angepasste Pufferzonenverteilung. Objekte, die nicht als „Vegetation“ ausgewiesen sind, werfen häufiger einen längeren Schatten, da diese in der Regel höher sind, und in ihrer Nähe befinden sich häufiger asphaltierte Straßen. Die Pufferzone für erhöhte Objekte wird aus diesem Grund auf 30 Meter festgesetzt und beinhaltet nur Segmente, die den Schwellwert des NDWI für Wasserflächen nicht überschreiten.

Erhöhte Vegetation befindet sich einerseits als Straßenbegrünung in urbanen Regionen (die in der Pufferzone der erhöhten Objekte von 30m bereits zum größten Teil eingeschlossen sind). Andererseits ist sie in Parkanlagen oder ländlichen Regionen vorhanden. Der Schatten fällt somit häufiger auf nicht asphaltierte Wege und ist aufgrund der lichtdurchlässigeren Substanz von Laub im Gegensatz zu Bauwerken weniger kompakt und von geringerer Intensität. Für Vegetation wird somit eine kleinere Pufferzone von fünf Metern gewählt.

Die Vorklassifizierung dient als Hilfestellung für die eigentliche Wassererkennung. Die Ergebnisse auf Grundlage der niedrig aufgelösten Daten werden mit den Originaldaten synchronisiert. Diese Klassifizierung dient als Ober-Klassifizierung und befindet sich in der Hierarchie über dem Segmentierungslevel für die Wasser-Extraktion.

4.3.3.2 Klassifizierung Wasser

Für die Klassifizierung von Wasser wird, wie in Kapitel 4.3.2 beschrieben, ein Level für die Hauptsegmentierung und anschließende Klassifizierung angelegt. Um Wasser zu klassifizieren wird die Hauptklasse „Wasser“ angelegt. Diese beinhaltet Eigenschaften für den NDWI sowie den LWM, die über eine Zugehörigkeitsfunktion eine ungefähre Spanne für die Zugehörigkeit zu Wasser definieren. Die HSI Intensität der Kanäle IR, G und B wird genutzt, um Wasserflächen von reflektierenden Glasoberflächen oder weißen Dächern abzugrenzen.

In einem ersten Klassifizierungsschritt wird innerhalb der Segmente Wasser klassifiziert, die nicht in hierarchischer Beziehung zu den Klassen „erhöhte Objekte“, „Vegetation“ oder „mögliche Schatten/Asphaltobjekte“ des übergeordneten Levels stehen. Es handelt sich um eine grobe Klassifikation, die mit den darauf folgenden Klassifizierungs- und Segmentierungsver-

fahren verfeinert wird. Fehlklassifizierungen, wie falsch positive Objekte in Schattenbereichen, werden in die Klassen „Schatten von Gebäuden“ oder „Schatten von Vegetation“ überführt. Falsch negative Objekte, werden durch unterschiedliche Algorithmen der Klasse „Wasser“ zugeordnet.

4.3.3.3 Schatten (falsch positiv)

Um die Schattenbereiche zu klassifizieren, werden zwei Klassen angelegt: „Schatten von Vegetation“ sowie „Schatten von Gebäuden“. Für die Schattenklassen werden Nachbarschaftsbeziehungen zu „erhöhten Objekten“ definiert, wie die maximale Distanz zu Gebäuden ($<30\text{m}$) beziehungsweise die Distanz zu „Vegetation“ ($<10\text{m}$). Da Schatten als unbeleuchtete Flächen im sichtbaren Wellenlängenbereich der Luftbildaufnahmen dunkel erscheinen, wird eine ungefähre Spanne für den Mittelwert von Blue/Red-Ratio festgelegt. Zudem wird eine ungefähre Spanne für die HSI-Intensität der Layer-Kombination IR, G, B, der Bereiche extremer Helligkeiten im Bild identifiziert. Die HSI-Intensität schließt mit dem oberen Schwellwert Flächen aus, die direkt das Sonnenlicht reflektieren. Hierzu zählen glatte oder glänzende Oberflächen (z.B. Glasdächer, Solaranlagen) oder weiße Dächer und ebenso Gischt. Diese Objekte werden bei der Berechnung der Schattenflächen durch den Blue/Red-Ratio als falsch positive Schattenflächen klassifiziert. Der niedrige Schwellwert schließt offene tiefe Wasserflächen als Schattenfläche aus (niedrige IR-Werte auf offenen Wasserflächen resultieren in einem niedrigen HSI Intensitäts-Wert).

Schattenflächen auf Wasserflächen werden ebenfalls als Schatten klassifiziert. Um diese als Wasserflächen zu klassifizieren werden Nachbarschaftsbeziehungen zur Klasse „Wasser“ eingesetzt. So muss Schatten eine Mindestgrenze von 5 Pixeln zu „Wasser“ besitzen und die Eigenschaften von Wasser erfüllen, die mittels einer weiteren Hilfsklasse definiert sind (durch Softwareversion bedingtes Vorgehen, eCognition 9.0 erlaubt vereinfachte Mehrregel-Algorithmen).

Die Hilfsklasse und somit die Zugehörigkeit zu Wasser wird über den arithmetischen Mittelwert des NDWI (ungefähre Spanne) definiert und über die Entropie des NIR-Kanals, die einen Grenzwert von über 1,8 nicht überschreitet. Segmente, die als Schatten klassifiziert werden, werden in einem Prozess zur Klasse „Wasser“ hinzugefügt, wenn diese den Bedingungen entsprechen. Der Prozess läuft in einer Schleife bis keine Schattensegmente mehr hinzugefügt werden können. Schattenobjekte, die Wasserflächen überdecken, werden somit zur Klasse Wasser hinzugefügt.

4.3.3.4 Falsche negative Objekte

Interpolationsfehler und daraus resultierende Höhengsprünge auf Wasserflächen im DOM führen bei der Vor-Klassifizierung von erhöhten Objekten zu Fehlklassifizierungen. So werden irreal

Höhen auf Wasserflächen als erhöhte Objekte aufgenommen. Flächen, die kleiner als 200m² sind, werden im ersten Klassifizierungsschritt bereits entfernt. Segmente größerer Flächen bleiben jedoch erhalten. Ebenso ragen Elemente, die in der Vor-Klassifizierung als mögliche Schattenobjekte identifiziert wurden, auf Wasserflächen hinaus. Um diese Objekte als Wasser zu klassifizieren, wird ein Prozess gestartet, der Segmente aus erhöhten Objekten (Gebäude, Vegetation) und unklassifizierte Segmente einschließt. Dafür müssen die Bedingungen der Hilfsklasse für die Zugehörigkeit zu Wasser erfüllt sein und die Objekte müssen eine gemeinsame Grenze zu Wasser von mindestens 5 Pixeln besitzen. Der Algorithmus wird in einer Schleife ausgeführt, bis jedes Element, das die Bedingungen erfüllt, zur Klasse „Wasser“ hinzugefügt ist. Dabei werden die Objekte in dem hierarchisch darüber befindenden Level verschmolzen.

Große Windstärken, Bootsschrauben oder Strömungsverhalten wirken mechanisch auf Wasser ein. So können Gischt oder Schaum entstehen, die in Luftbildaufnahmen durch ihre Zusammensetzung (Luft-Wasser-Gemisch) als weißliche unregelmäßige Gebilde auf der Wasseroberfläche oder an Küstengebieten auftreten. Gischt tritt in allen Kanälen des sichtbaren Wellenlängenbereiches als sehr helle Oberflächenform auf. Eine Klasse „Gischt“ wird erstellt. Über eine Zugehörigkeitsfunktion wird eine ungefähre Spanne für die Eigenschaft Helligkeit festgelegt, um alle hellen Bereiche in den Luftbildaufnahmen zu identifizieren. Um diese Auswahl auf tatsächliche Gischtflächen zu begrenzen wird mit Hilfe der Kategorie Distanz zu Wasser eine Nachbarschaftsbeziehung festgelegt. Da Gischt außerdem im nahen Infrarot durch eine sehr heterogene Textur gekennzeichnet ist, wird ein zusätzlicher Schwellwert für den Homogenitäts-Layer eingefügt, der Elemente mit hoher Rauigkeit einschließt.

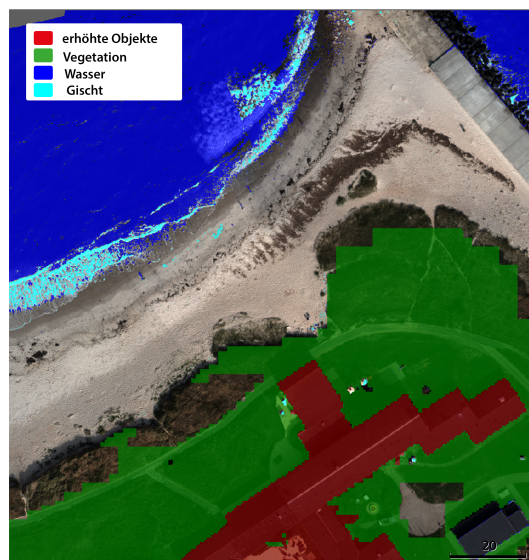


Abb. 4.23: Klassifikationsbeispiel von Gischt (Helgoland, MACS Hale)

4.3.3.5 Verfeinerung

In folgenden Schritten werden Gischt und Wasser zur Klasse „Wasser“ zusammengefasst und die einzelnen Segmente miteinander verschmolzen. Kleine Segmente unter 200 m² werden

von der Klasse „Wasser“ entfernt und einer Hilfsklasse für zu kleine Gewässer zugeordnet. Mit diesem Schritt werden nicht nur sehr kleine vernachlässigbare Wasserflächen entfernt (Gartenpools, Becken etc.), sondern auch Schattenflächen, die nicht vollständig als Schatten klassifiziert wurden.

Die verbliebenen Wasserobjekte werden in folgenden Prozessen weiter verfeinert, um noch bestehende Lücken zu Uferregionen zu schließen. Es wird ein Reshaping-Verfahren eingesetzt, bei dem die Klasse Wasser in angrenzende Segmente der Klassen erhöhte Objekte (Gebäude und Vegetation), Schatten (Schatten von Gebäuden, Vegetation) und unklassifizierte Segmente ‚wächst‘ (grow region). Dabei müssen die Segmente einem definierten LWM- Schwellwert entsprechen und durch eine hohe Homogenität im NIR-Bereich gekennzeichnet sein. Diese werden dann zu „Wasser“ dazugezählt.

Da insbesondere in Schattenbereichen Segmente vorhanden sein können, die sowohl zu Schatten auf Land als auch zu Schatten auf Wasser gehören, wird eine erneute Segmentierung der an „Wasser“ angrenzenden Elemente durchgeführt. Die Segmentierung erfolgt über die Eigenschaft des Kontrastes im temporären NDWI-Layer. Die angrenzenden Objekte werden aufgespalten, wenn der Kontrastunterschied mehr als fünf Grauwerte beträgt. An der Grenze von „Wasser“ entstehen kleinere Segmente, die in folgenden Prozessen zu Wasser hinzugefügt werden, wenn diese den Bedingungen entsprechen. Im darauf folgenden Prozess werden die an „Wasser“ angrenzenden Objekte mit entsprechendem Homogenitäts- und LWM-Werten zur Klasse Wasser hinzugefügt. Dies geschieht durch den Algorithmus grow region.

Kleine Lücken, die beispielsweise durch Sunlint auf offenen Wasserflächen oder kleinen Objekten im Wasser auftreten, müssen in die Wassermaske eingeschlossen werden. Es wird ein Algorithmus verwendet, der alle von einer Klasse umschlossenen Objekte zur umschließenden Klasse hinzufügt. Um kleine Objekte einzuschließen, die sich nur temporär auf der offenen Wasseroberfläche befinden, wie kleine Boote, Treibgut oder Wasservögel, wird ein Schwellwert für die maximale Größe ($< 10 \text{ m}^2$) festgelegt. Große Schiffe, größere Inseln oder Sandbänke ohne Wasserbedeckung bleiben erhalten.

Die einzelnen Segmente einer Klasse werden zu großen Segmenten verschmolzen. Um eventuelle Fehlklassifizierungen von Schattenflächen und zu kleine Wasserflächen, die für eine großräumige Analyse hydrologisch nicht relevant sind, auszuschließen, werden darauf folgend die Objekte entfernt, die eine Fläche von 400m^2 unterschreiten.

Übersteigt die Entropie der Wasserobjekte einen festgelegten Schwellwert, werden die entsprechenden Objekte zur Klasse Schatten überführt. Diese Objekte besitzen in der Regel einen arithmetischen Mittelwert für die Entropie, der höher ist als der Mittelwert der Wasserflächen. Bei der Definierung des Schwellwertes muss jedoch beachtet werden, dass dieser je nach Untersuchungsgebiet angepasst werden muss. Für Gebiete mit einem hohen Anteil an sehr flachen oder von Gischt durchsetzten Wasserflächen ist der Grenzwert für die Entropie höher zu setzen als für Gebiete mit sehr homogenen Wasserflächen.

Zusammenfassung

Die einzelnen Schritte für die objektbasierte Extraktion sind in Abbildung 4.24 ersichtlich. Die Abbildung 5.1 stellt die Arbeitsabläufe schematisch dar. Die Regelbasis, die in eCognitions Developer entwickelt wurde, ist dem Anhang zu entnehmen.

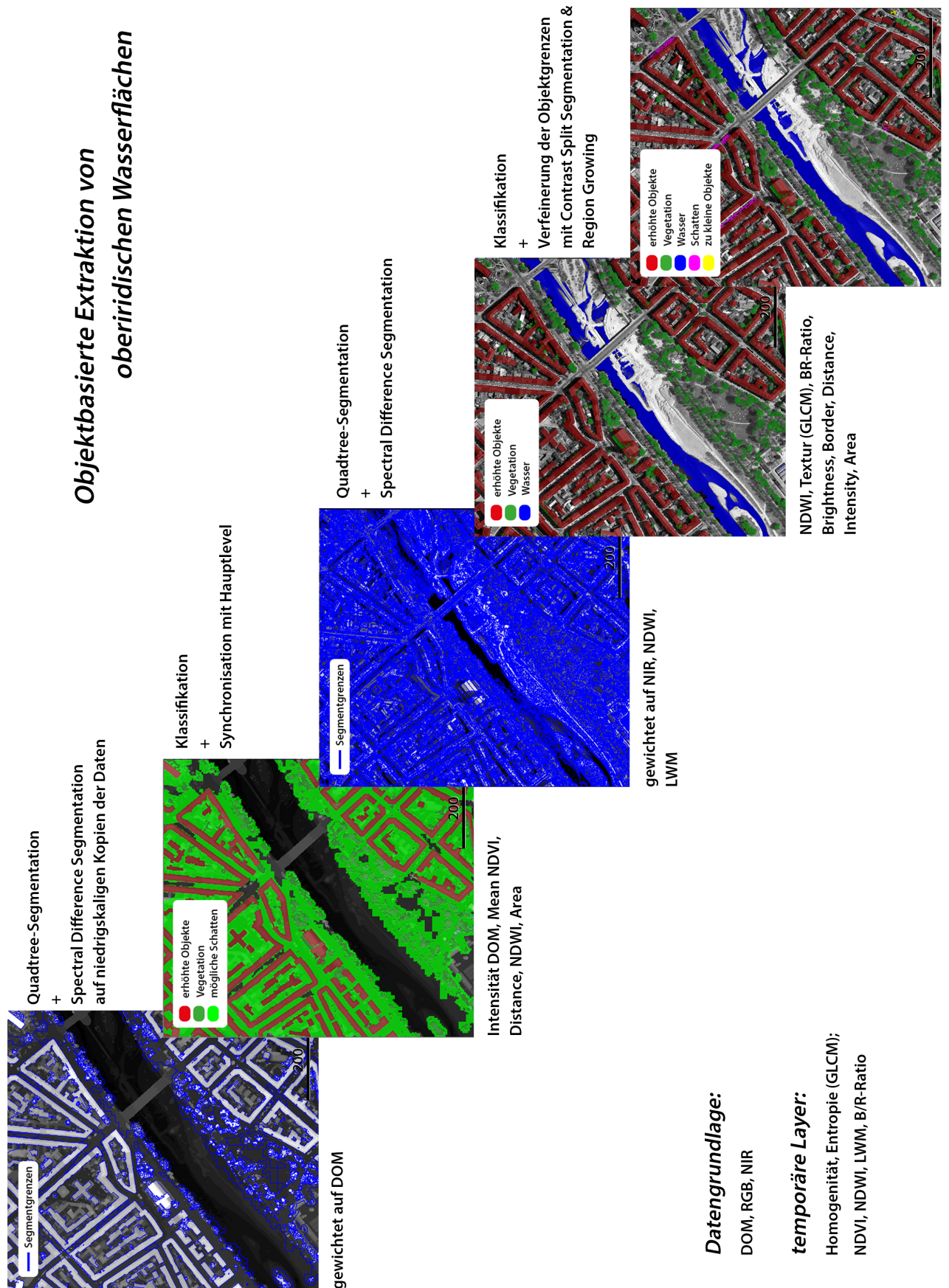


Abb. 4.24: Segmentierungs- und Klassifikationsschritte

4.3.3.6 Automatische Kachelung

Um große Daten in möglichst kurzer Zeit zu analysieren, werden die Daten automatisch in Kacheln zerlegt, segmentiert, klassifiziert und wieder zusammengefügt. Die Zerlegung der Daten ermöglicht die Prozessierung auf mehreren Computerkernen oder Servern. Für diese Automatisierung wird die entworfene Regelbasis angepasst. Die Daten werden in Kacheln mit einer Größe von 2000x2000 Pixeln zerlegt, die als temporäre separate Projekte fungieren. Die Prozessabläufe werden definiert und der Zeitpunkt ihrer Ausführung festgelegt. So wird die entwickelte Regelbasis als Unterprogramm auf den Kacheln ausgeführt. Nach dem Zusammensetzen der Kacheln, werden die Klassifikationsergebnisse als Vektordatei exportiert. Nachdem die Daten zusammengefügt und exportiert wurden, werden die Kacheln zugunsten der Datenmenge automatisch gelöscht. Sie werden nicht mehr benötigt.

4.3.3.7 Gewässertyp

Um die klassifizierten Wasserflächen ihren jeweiligen Gewässertypen zuzuordnen, kann mit Formparametern gearbeitet werden. So sind Fließgewässer in der Regel länger und schmaler als Stehgewässer. Mittels des Quotienten aus Breite und Länge des jeweiligen Gewässers kann eine Zuordnung zu „Fluss“ und „Stilles Gewässer“ getroffen werden. Sehr schmale Flüsse werden jedoch häufig von Vegetation überdeckt, so dass in Fernerkundungsaufnahmen nur Teile der Wasseroberfläche sichtbar sind. Diese Teilabschnitte werden, wenn sie nicht mehr den Formparametern für Fließgewässer entsprechen, zu „Stilles Gewässer“ gezählt. Mit Hilfe der Nachbarschaftsbeziehung zur Klasse „Fluss“ können diese als Stehgewässer klassifizierten Abschnitte wieder zu fließenden Gewässern gezählt werden. Zu beachten ist jedoch, dass die Trennung zwischen kleinen Stehgewässern in der Nähe eines Flusses und Fließgewässerabschnitten, die durch Vegetation oder Brücken in Luftbildaufnahmen voneinander getrennt werden, nicht vollständig möglich ist.

Das Meer kann in der Regel durch seine Fläche von anderen Gewässertypen abgegrenzt werden. Die Voraussetzung dafür ist jedoch eine ausreichend große Befliegungsfläche und somit eine Abdeckung des Küstenbereichs. Werden nur geringe Teile der Wasserfläche aufgenommen, ist es sinnvoll, die Regelbasis zu verändern. Zum Beispiel wird Gischt nicht zu Wasserflächen gezählt, sondern bleibt als separate Klasse erhalten. Die Zuordnung zu „Meer“ kann so über die Klasse Gischt erfolgen. Eine Voraussetzung ist jedoch, dass ausreichend Gischt in den Daten identifiziert werden kann.

4.3.4 Genauigkeitsanalyse

Um die entwickelte Regelbasis und ihre Anwendbarkeit auf unterschiedliche Sensoren evaluieren zu können, werden die Ergebnisse auf ihre Genauigkeit überprüft.

Da der Datensatz von Berlin mit 450km² der größte Datensatz ist, wird ein repräsentativer Ausschnitt ausgewählt. Er umfasst in etwa die Fläche des vorliegenden Ausschnittes von München (etwa 30km²). So lassen sich die Ergebnisse zwischen den Datensätzen gut vergleichen. Der Datensatz von Helgoland umfasst nur 2 km² und ist zudem durch starke radiometrische Homogenität im nahen Infrarot-Layer geprägt. Die Genauigkeitsanalyse von Helgoland ist deshalb kritischer zu betrachten. Die Vergleichbarkeit zu den anderen Datensätzen ist beeinträchtigt.

Als Referenz für die Evaluierung der objektbasierten Klassifikation dienen die originalen Luftbilddaten der einzelnen Kamerasysteme. Wie in Kapitel 3.2.3.1 beschrieben, liegen für den Zeitpunkt der Datenaufnahme keine anderen Referenzdaten zur Verfügung als die Luftbildaufnahmen selbst. Es wurden keine Messungen vor Ort durchgeführt, wie Pegelstände oder ufergenaue Kartierungen. Als Referenz dient somit der visuelle Vergleich der Klassifikationsergebnisse mit den originalen True Orthophoto Mosaiken anhand zufällig generierter Punkte. Für die Klasse „Wasser“ werden dabei automatisch mindestens 90 Stichproben generiert, so dass pro Untersuchungsgebiet mindestens 180 Punkte untersucht werden.

4.3.4.1 MACS Hale – Helgoland

Die Genauigkeit der objektbasierten Klassifikation von Wasser liegt für den Datensatz der MACS Hale Kamera bei über 90% und ist somit als sehr gut einzustufen. Der Kappa-Koeffizient von 0,91 belegt, dass Klassifikationsergebnisse und tatsächlich in den Luftbildaufnahmen sichtbare Wasserflächen gut übereinstimmen (vgl. 4.25). Als falsch positiv werden Solaranlagen auf Dächern, dunkelgraue und schwarze Dächer und asphaltierte Flächen, die sich in verdunkelten Flugstreifen (durch sequenzielle Wolkenbedeckung beider Aufnahme) befinden, klassifiziert. Die Nutzergenauigkeit liegt bei 93,33%. Wenige Teile der Wasseroberfläche in Bereichen der Flachküste, an denen Wellen auf Sandstrand gespült werden, werden nicht durch die Regelbasis erfasst (Produzentengenauigkeit von 97,67%). Diese Bereiche sind in der Regel durch hohe Heterogenität gekennzeichnet, da zum einen Gischt und zum anderen die Küstensedimente die spektralen sowie texturellen Eigenschaften bestimmen. Somit fallen sie aus den Eigenschaften, die durch die Regelbasis für Wasser festgelegt wurden, heraus. Eine Anpassung definierter Schwellwerte kann die Regelbasis nur bedingt verbessern und würde die Erhöhung falsch positiver Zuordnungen bedingen. Geringe falsch positive als auch falsch negative Fehlklassifizierungen sind im Nord-Westen der Insel Helgoland in Schattenbereichen nahe der ‚Langen Anna‘ zu finden.

Das Ergebnis bezieht sich auf einen sehr kleinen Ausschnitt von nur 2km², mit einem verhältnismäßig großen Anteil an Wasserfläche, und kann bei größeren Datenmengen und radiometrisch homogenen Datengrundlagen anders ausfallen. Die Klassifikationsergebnisse sind für den Datensatz der MACS Hale nicht repräsentativ.

4.3.4.2 UCX – Berlin

Die Analyse des Untersuchungsgebietes Berlin, aufgenommen mit der UCX, zeigt einen nahezu perfekten Zusammenhang mit einem Kappa-Wert von 0,95 (vgl. Abbildung 4.26). Die Produzentengenauigkeit ist mit 100% maximal. Das bedeutet, dass innerhalb der Stichprobe keine Objekte gefunden werden, die nicht als Wasser klassifiziert wurden, wenn sie tatsächlich zu Wasserflächen zählen. Objekte die nicht als Wasser klassifiziert wurden, obwohl sie zu Wasserflächen zählen, sind jedoch vorhanden. Dabei handelt es sich um Teilflächen, die fast vollständig überschattet sind. Sie wurden durch die Regelbasis als Schattenfläche erkannt und nicht wieder zu Klasse Wasser hinzugefügt. Berlin ist als urbanes Gebiet durch viele Schattenflächen geprägt. Die Fehlklassifizierungen von Schattenflächen als Wasser treten bei dunklen Asphaltflächen auf, auf die Schatten von Gebäuden treffen. Der NIR-Kanal ist für diese Bereiche nahezu homogen schwarz. Von Wasser sind diese nicht zu trennen. Außerdem werden teilweise schwarze und graue Dächer als Wasser klassifiziert (Homogenitätskriterium). Diese falsch positiven Zuordnungen senken die Nutzergenauigkeit auf 95,10%.

4.3.4.3 DMC II – München

Der Abschnitt der Isar, der durch die Stadt München fließt, wird mit einer Gesamtklassifikationsgenauigkeit von 98,33% durch die Regelbasis detektiert. In den die zufällig ausgewählten Stichproben werden keine unklassifizierten Wasserobjekte gefunden, so dass eine Produzentengenauigkeit von 100% erreicht wird. Außerhalb der automatisch generierten Stichprobe, ist jedoch erkennbar, dass einige Flachwasserbereiche nicht durch die Regelbasis erfasst werden. Einige falsch positive Objekte werden in Schattenbereichen und auf Dächern, die eine kupferpatina-farbene Dachdeckung besitzen, klassifiziert. Eine Nutzergenauigkeit von 96,67% wird berechnet. Der Kappa-Koeffizient von 0,97 macht die Stärke eines nahezu perfekten Zusammenhangs zwischen klassifizierten und tatsächlichen Wasserflächen deutlich (vgl. 4.27).

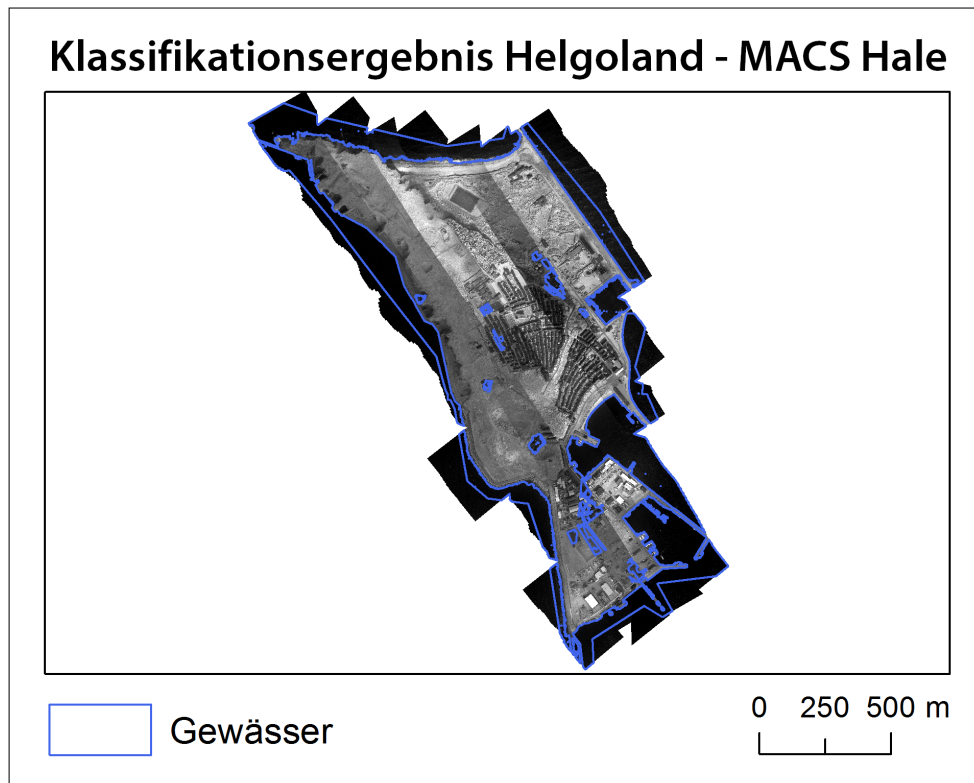


Abb. 4.25: Klassifikationsergebnis der objektbasierten Analyse für Helgoland, MACS Hale

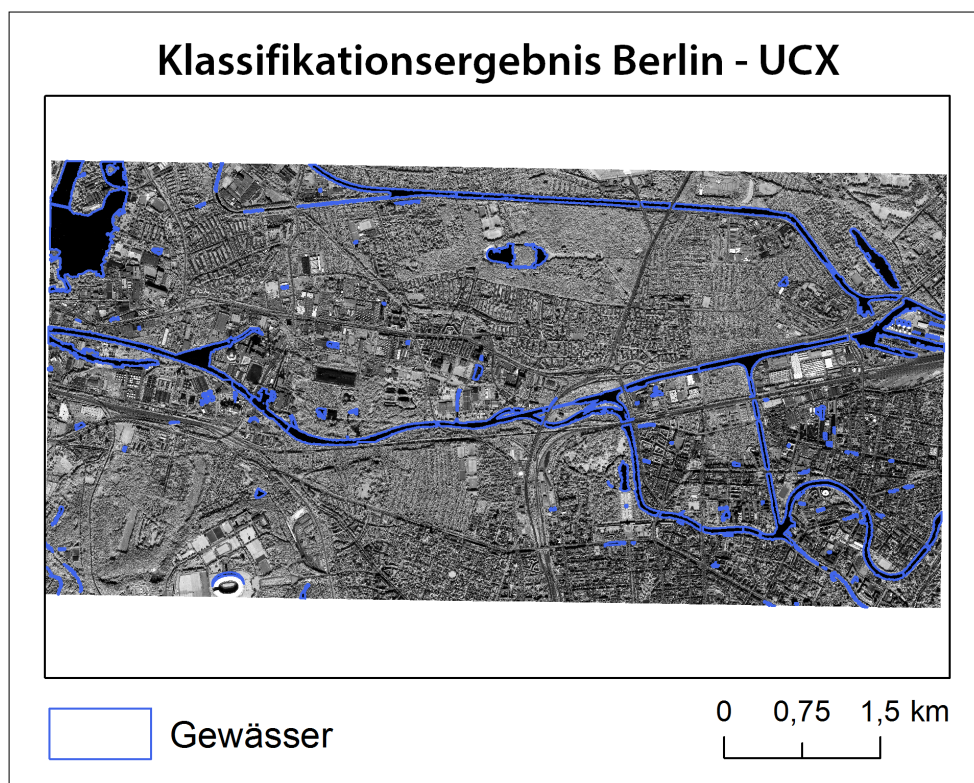


Abb. 4.26: Klassifikationsergebnis der objektbasierten Analyse für Berlin, UCX

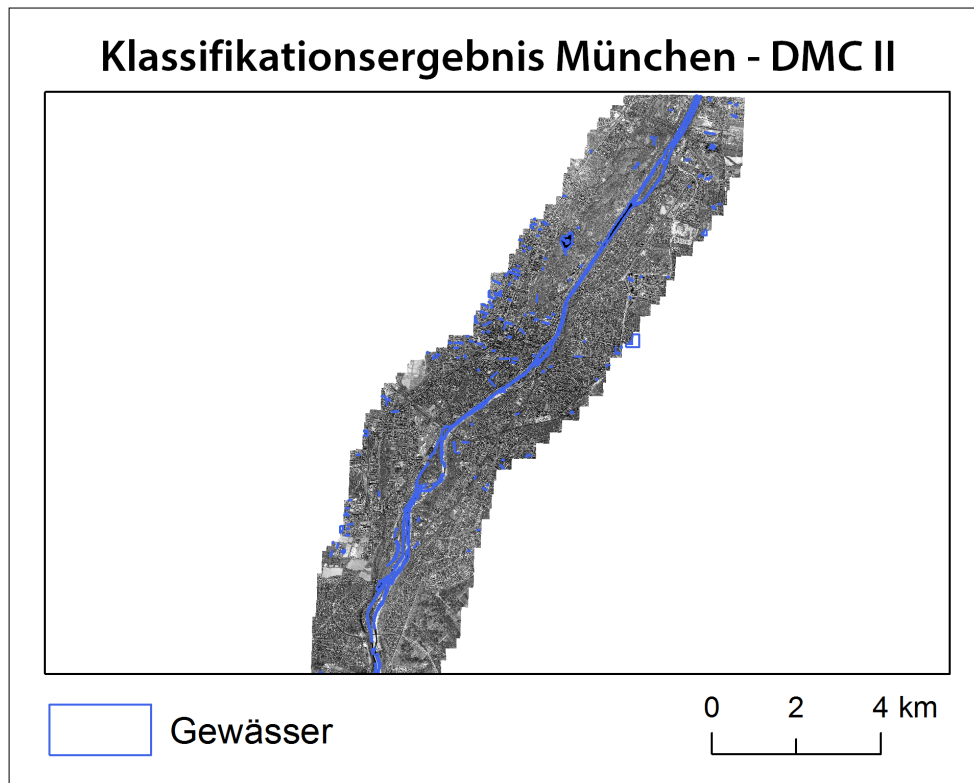


Abb. 4.27: Klassifikationsergebnis der objektbasierten Analyse für München, DMC II

4.3.5 Zusammenfassung Fehlerquellen

Auch wenn die Ergebnisse der Genauigkeitsanalysen als sehr gut einzustufen sind, ist eine genaue Betrachtung der Fehlklassifizierungen notwendig. In allen drei Datensätzen sind ähnliche Zusammenhänge zu erkennen, so dass die Fehlerbetrachtung gemeinsam erfolgen kann.

Falsch negative Klassifizierung

Wasserobjekte, die nicht durch die Regelbasis erfasst wurden, befinden sich in sehr flachen Uferregionen, weisen einen hohen Anteil an Gischt oder Schaum auf der Wasseroberfläche auf oder sind breitflächig überschattet. Bereiche die sehr flach sind, werden in ihren spektralen sowie texturellen Eigenschaften stark durch den Gewässerboden beeinflusst. Je nach Gewässergrund wird die elektromagnetische Strahlung mehr oder weniger stark absorbiert bzw. reflektiert. Ebenso verändern die Vegetation am Gewässergrund und die Schwebeteilchen im Wasserkörper die spektrale Signatur eines Gewässers. Das Ruleset wurde so konzipiert, dass es den Großteil an Flachwasserbereichen mit einschließt. Dafür wurden die Schwellwerte für die Zugehörigkeit zu Wasser so breit wie möglich gewählt. Voraussetzung für die Erfassung der Flachwasserbereiche ist jedoch, dass der Wasserkörper auch Wasserstellen beinhaltet, die die nötige Tiefe und somit spektrale sowie texturelle Eigenschaften vorweisen, so dass diese

in den ersten Extraktionsschritten von Wasser klassifiziert werden. Ausgehend von diesen klassifizierten Objekten, werden die Segmente soweit expandiert, dass alle Wasserflächen, inklusive die Flachwasserbereiche, mit in die Klasse Wasser aufgenommen werden, insofern sie die Bedingungen für die Zugehörigkeit zu Wasser erfüllen. Das bedeutet jedoch, dass Flachwasserbereiche ohne Anschluss an tiefere Wasserflächen (sei es durch Brücken, Sandbänke oder generell fehlender Wassertiefe des Wasserkörpers) nicht extrahiert werden können. Diese Probleme treten vor allem im DMC II Datensatz der Isar in München auf. Betrachtet man die Gesamtfläche im Datensatz sichtbarer Gewässer werden bis zu 6% der Flachwasserbereiche nicht als Wasser ausgegeben. Flachwasserbereiche werden nicht vollständig detektiert, da tiefere Bereiche durch die Kachelung von Flachwasserbereichen abgetrennt werden (siehe Abbildung 4.28). Klassifiziert man die Daten in einem Teilabschnitt ohne die entsprechenden Kachelgrenzen mit derselben Regelbasis, werden die Flachwasserbereiche deutlich besser erfasst. Durch die Kachelungsprozesse werden ebenfalls Wasserbereiche abgeschnitten und entfernt, die bei der Anwendung der Regelbasis ohne Kachelung erhalten bleiben (vgl. Abbildung 4.29).

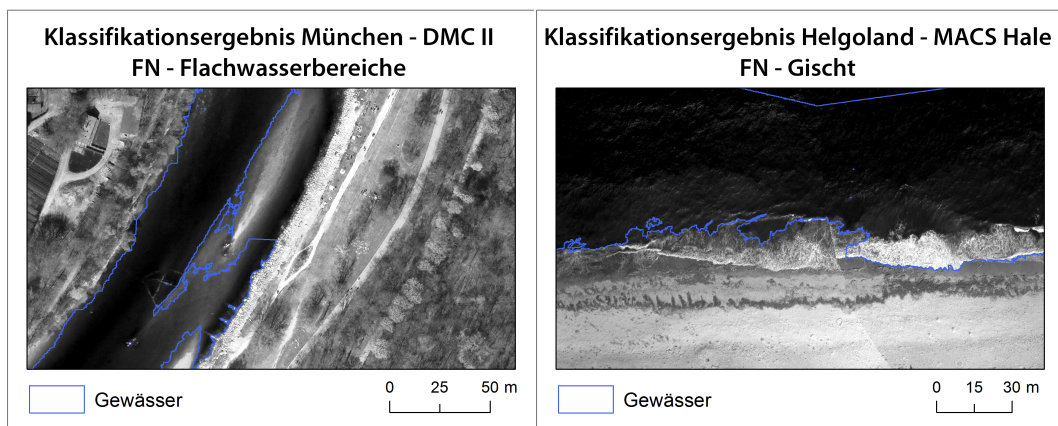


Abb. 4.28: Falsch negative Klassifizierungen I

Gischt oder Schaumbereiche können nicht durch die allgemeinen spektralen oder textuellen Eigenschaften von Wasser erfasst werden. Diese Wasser-Luft-Gemische weisen andere Lichtbrechungs- und Reflexionseigenschaften der elektromagnetischen Strahlung auf und treten selten in großflächigen Verbänden auf. Typischer ist eine mit Gischt oder Schaum durchsetzte Wasserfläche, so dass ein sehr heterogener Wasserverbund in den Luftbildaufnahmen sichtbar wird. Die entwickelte Regelbasis extrahiert Gischt separat und ordnet die Objekte der Klasse Wasser im Nachhinein zu. Gedehte Uferbereiche wie an Flachküsten, die durch Wellenbrandung geformt werden, werden mit Wasser überspült, das viel Sediment transportiert. Wasser und Gischt verändern ihre spektralen Eigenschaften durch die Sedimentbeimischung und zusätzlich kommt die oben beschriebene Flachwasserproblematik zum Tragen, so dass die Extraktion dieser Bereiche sehr schwierig ist und Teile von sehr ausgedehnter Brandung nicht erfasst werden. In Helgoland mit Abschnitten von sandigen Flachküsten wird etwa 1% der Gesamtwasserfläche aufgrund dieser Ausprägungen nicht erfasst (vgl. Abbildung 4.28).

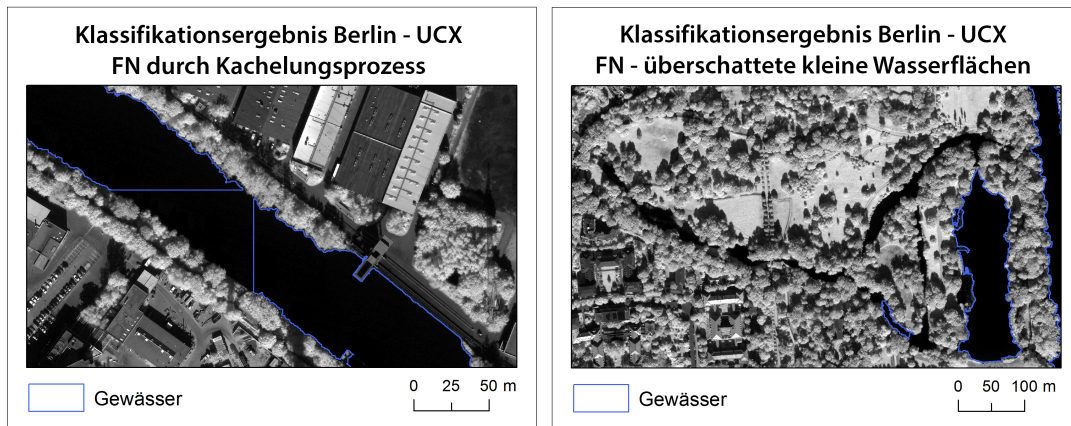


Abb. 4.29: Falsch negative Klassifizierungen II

Schattenbereiche führen insbesondere in urbanen Regionen zu Fehlklassifizierungen. Um Schattenbereiche auf versiegelten Flächen, die Wasser spektral sowie texturell sehr ähnlich sind, von der Klassifizierung als falsch positive Objekte auszuschließen, müssen die Schwellwerte für die Zugehörigkeit von Schatten sehr eng gesetzt werden, um so wenig wie möglich Schattenflächen als Wasser zu klassifizieren. Schatten auf Wasserflächen werden mittels entwickelter Regelbasis zu Wasser hinzugefügt. Voraussetzung ist die direkte Nachbarschaft und die Zugehörigkeit zu den Eigenschaften von Wasser. Werden die Wasserflächen komplett von Schatten bedeckt und grenzen somit keine Objekte, die als Wasser klassifiziert wurden, an die Schattenobjekte auf Wasser, so bleiben diese als Schatten klassifiziert. Dieses Phänomen tritt insbesondere durch die Kachelung der Daten vor der Klassifizierung auf. Denn Objekte, die als Wasser klassifiziert sind, können von Schattenobjekten auf Wasser abgeschnitten werden, so dass die Nachbarschaftsbedingungen nicht erfüllt sind. Ebenso werden diejenigen kleinen Wasserobjekte nicht detektiert, die von erhöhter Vegetation umschlossen und vollständig überschattet werden. Dazu zählen z.B. Gewässer in Parkanlagen. In Berlin werden aus diesen Gründen etwa 2% der Gesamtwasserfläche nicht durch die Regelbasis erfasst (vgl. Abbildung 4.29).

Falsch positive Klassifizierung

Einige Objekte werden als „Wasser“ klassifiziert, ohne dass diese zur Klasse „Wasser“ gehören. Dazu zählen spektral und texturell sehr ähnliche Dachflächen, versiegelte Flächen und Schattenflächen. In allen drei Datensätzen überwiegen die falsch positiven Klassifizierungen von Schattenflächen gegenüber den anderen Fehlklassifizierungen. Schattenflächen von Gebäuden, die auf versiegelte Flächen und/oder weniger vitale niedrige Vegetation treffen bereiten Probleme. Sie werden in den sichtbaren sowie nahen infraroten Wellenlängenbereichen der Kamerasysteme als nahezu homogene dunkle Flächen abgebildet. Die Regelbasis ist vor allem abhängig von der Bit-Tiefe des nahen Infrarots und der daraus resultierenden Informationsstärke in belichtungsschwachen Regionen. Schattenflächen auf kontrastarmen Arealen werden als

homogene dunkle Flächen in den Luftbildaufnahmen wiedergegeben. Diese Eigenschaften sind für Wasserflächen charakteristisch und führen somit zur Fehlklassifizierung. In den Untersuchungsgebieten Berlin und München werden anteilig 3,5% und 3,1% Schattenflächen falsch positiv als „Wasser“ klassifiziert (Abbildung 4.30). Für Helgoland ergibt sich sogar ein Prozentsatz von 4,2%. Er ist begründet durch die Anzahl der falsch positiven Objekte in den durch Wolkenschatten verdunkelten Flugstreifen (siehe Abbildung 4.31. Zu Schattenbereichen werden auch Dachflächen gezählt, die sich im Schatten befinden.

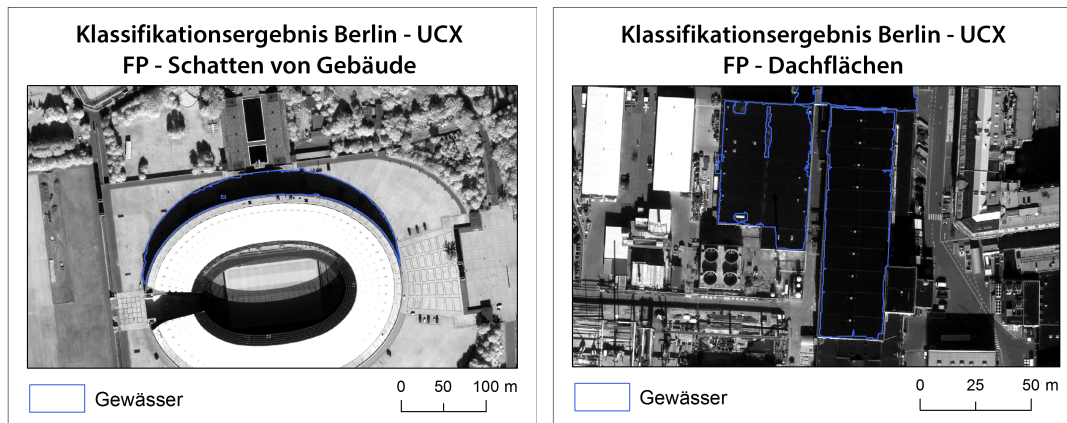


Abb. 4.30: Falsch positive Klassifizierungen I

Einige Dachflächen, mit schwarzer, grauer oder grünlicher Dachdeckung werden falsch positiv als Wasser klassifiziert. Je nach Material werden die Infrarot-Strahlungen unterschiedlich stark absorbiert. Handelt es sich bei den Dachdeckungen um Dachabdichtungen aus relativ ebenen großen Platten aus infrarotabsorbierenden Materialien, wie beispielsweise Kunststoffen mit hohen Anteilen an Stickstoff oder Oxidverbindungen, Bitumen-Schweißbahnen, Schiefer oder oxidierenden Metalllegierungen (Kupferpatina), ist die Absorption des nahen Infrarots mit der von Wasserflächen zu vergleichen. Sind die Dachdeckungen im nahen Infrarot zusätzlich durch eine homogene Textur geprägt, werden sie als Wasser klassifiziert. Im Datensatz der UCX sind 1,2% der als Wasser klassifizierten Gesamtfläche Dachbedeckungen. Vor allem dunkelgraue bis schwarze Dächer, die mit Bitumen gedeckt sein könnten, werden fehlerklassifiziert. Für Helgoland ergibt sich ein Wert von 0,67% für unbeschattete Dachflächen, die falsch positiv als Wasser klassifiziert wurden. Als falsch positiv werden im DMC II Datensatz auch Dächer mit einer Kupferpatina klassifiziert. Insgesamt machen Dachflächen 0,2% an der Gesamtfläche der als Wasser klassifizierten Objekte von München aus (siehe Abbildungen 4.30 und 4.31). Auch Asphalt und vergleichbare Straßenbeläge können zu Fehlklassifizierungen führen. Unterschiedliche Zusammensetzungen von Asphalt bedingen unterschiedliche Absorptionseigenschaften. Texturell sehr homogene Flächen, die z.B. noch nicht durch Verwitterung oder Abrieb in ihrer Oberflächenstruktur verändert wurden, können Eigenschaften, die für die Zugehörigkeit zu Wasser festgelegt wurden, vereinen. In Berlin wurden jedoch nur 0,16% Asphaltplätze von Wasser als falsch positive Objekte identifiziert. Bei den anderen Datensätzen liegen die erwähnten Asphaltflächen im Verbund mit Schatten (Helgoland) oder gar nicht vor.

In den Datensätzen mit Interpolationsfehlern in den Schattenbereichen oder an den Datensatzrändern kann es ebenfalls zu falsch positiven Ergebnissen kommen. Im Datensatz von München ist an den Rändern ein sehr hoher Anteil von falsch positiven Zuordnungen zu verzeichnen (12,4%), der bedingt ist durch die Begrenzung der DOM- und Count-Daten. Die Fehlzusordnungen treten in NoData Bereichen der beiden Layer auf. Diese Randbereiche entsprechen nicht mehr den Anforderungen eines True Orthophotos. Verkippungen und Interpolationsfehler in den DOM-, RGB- und NIR-Daten sind für diese Bereiche prägend. Das verfälscht zum einen die Berechnung der Indizes und zum anderen kann für diese Bereiche keine Vorklassifizierung durchgeführt werden. Eine Auswertung mit der entwickelten Regelbasis ist in den Randregionen nicht gegeben. Somit werden diese Randbereiche von der Statistik ausgeschlossen und von den Ergebnissen der Wassermaske subtrahiert.

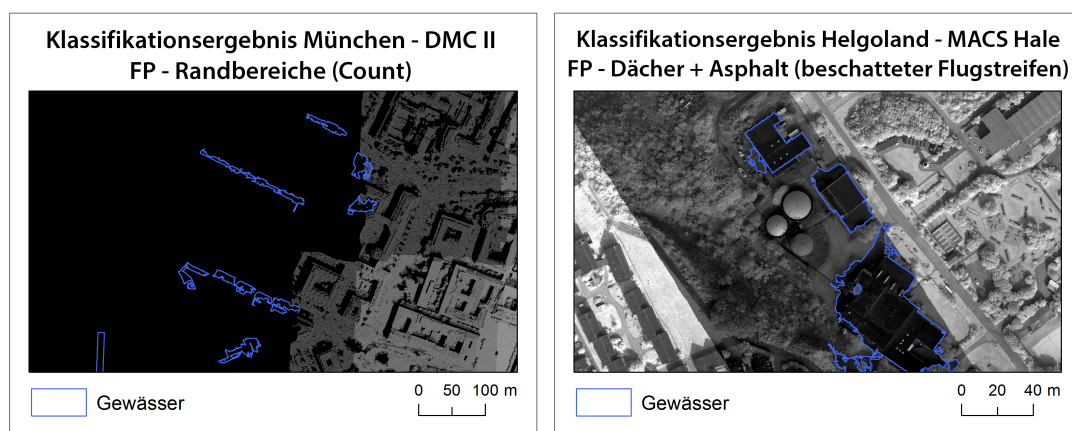


Abb. 4.31: Falsch positive Klassifizierungen II

Die Falsch negativen Klassifizierungen wurden durch die in der Regelbasis verankerte Vor-Segmentierung und Klassifizierung auf ein Minimum reduziert. Dies war möglich, indem erhöhte Objekte auf Grundlage des DOMs klassifiziert wurden und deren unmittelbare Umgebung identifiziert werden konnte. Zu Fehlklassifizierungen kam es, wenn die Objekte nicht vollständig als „erhöhte Objekte“ erfasst wurden. Auch wenn die Zuordnung zur Hilfsklasse „Wasser“ in der Vor-Klassifizierung falsch positive Objekte beinhaltete, die trotz der engen Schwellwertbereiche als Wasser klassifiziert wurden, gab es Fehler. Die Fehlzusordnungen in der Vor-Klassifizierung beeinflussen die Hauptklassifizierung negativ.

5 Fazit und Ausblick

Um das Ziel dieser Arbeit zu erreichen, müssen folgende Hauptfragen erforscht werden: *Ist es möglich ein Modell zu entwickeln, das oberirdische Gewässer auf Grundlage hochauflösender Luftbildaufnahmen mit Hilfe eines objektbasierten Ansatzes möglichst automatisiert detektiert? Welche Genauigkeiten können mit diesem Modell erreicht werden?*

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein objektbasierter Ansatz entwickelt (in Kapitel 4.3 ausführlich beschrieben), der oberirdische Wasserflächen mit einer Genauigkeit von über 90% aus hochauflösenden Fernerkundungsdaten extrahiert. Diese Ergebnisse sind mit Studien von HAHMANN ET AL. (2009), UCA AVCI ET AL. (2014) oder HERRERA-CRUZ und KOUDOGBO (2009) vergleichbar, die Satellitenbilddaten als Grundlage nutzen. Die Studien beziehen sich überwiegend auf regional begrenzte Gebiete (Ausnahme HAHMANN ET AL., 2009) und sind zudem nicht sensorübergreifend getestet worden. Abbildung 5.1 gibt einen vereinfachten Überblick zu den einzelnen Prozessschritten der Extraktion.

Das Untersuchungsobjekt Wasser stellt sich nach einer ersten Betrachtung als schwierig zu extrahierendes Objekt dar. Wasserflächen erscheinen in Fernerkundungsaufnahmen als Oberflächenformen, die in ihrer Farbe, ihrer Oberflächentextur und ihrer Ausdehnung und Größe sehr variabel sind. Gemeinsame Parameter, die auf Wasserflächen im Allgemeinen zutreffen, sind erst nach eingehender Untersuchung zu identifizieren.

Welche Eigenschaften besitzen Oberflächengewässer? Welche Merkmale lassen sich in den vorliegenden Fernerkundungsdaten wiederfinden? In Kapitel 2.1 werden die Eigenschaften von oberirdischen Gewässern, die in der Literatur (z.B. bei ZIMMERMANN, 1994; MOBLEY, 1994) dokumentiert sind, ausführlich beschrieben. Anschließend wird ihre Relevanz für die Fernerkundung eingeordnet. Aus den wesentlichen Eigenschaften werden Parameter abgeleitet, die aus den vorliegenden Fernerkundungsdaten gewonnen werden können. Dazu zählen neben optischen (spektralen) und physikalischen Eigenschaften auch topographische und geographische Merkmale. So sind für Wasserflächen eine starke Absorption im infraroten Wellenlängenbereich und eine vergleichsweise homogene Oberfläche charakteristisch. Strahlung des blauen und grünen Wellenlängenbereichs werden von Wasser weniger stark absorbiert als die des roten. Die Lichtdurchlässigkeit von Wasser kann jedoch Abweichungen im Absorptionsverhalten unterliegen, die durch Reflektionen am Gewässergrund oder an spezifischen Inhaltsstoffen hervorgerufen werden. Ebenso treten diffuse Reflektionen aufgrund der spiegelnden Oberfläche (z.B. Sunlint) und windbedingte Formveränderungen auf (z.B. Wellen, Gischt). Oberirdi-

sche natürliche Gewässer liegen vorrangig in Tälern und Senken und fließen der Schwerkraft entsprechend hin zu den tiefsten Geländeformationen.

'Welche Indizes eignen sich für eine objektbasierte Extraktion von Oberflächengewässern aus den vorliegenden Luftbilddaufnahmen?' Spektrale Eigenschaften und darauf basierende Indizes für die Abgrenzung von Wasser zu anderen Landschaftsformen wurden ausgewählt und anhand kleiner Testdatensätze der drei Untersuchungsgebiete auf ihre Eignung überprüft. Dazu zählen die Indizes NDVI nach TUCKER (1979), NDWI nach McFEETERS (1996), WRI nach NAVULUR (2007) und der LWM erwähnt von UDDIN (2010). Zudem wurden, ähnlich der Studien von HAMEDIANFAR und SHAFRI (2012) und UCA AVCI ET AL. (2014), Textur- und HSI-Parameter berechnet und bewertet (siehe Kapitel 2.1.3). Aus der Vielzahl an möglichen Parametern werden die mit den stärksten Zusammenhängen zwischen Referenz und charakteristischen Merkmalen in die objektbasierte Analyse eingebunden. Dabei wurden arithmetische Kombinationen der Layer ausgewählt, die unterschiedliche Objekte im Bild identifizieren und nicht nur das Objekt Wasser hervorheben (z.B. NDWI, NDVI, Entropie, Homogenität, HSI). Diese Methode ermöglicht eine vielschichtige Analyse der Bilddaten und reduziert somit eventuelle Fehlklassifizierungen.

'Ist eine präzise Klassifikation der Wasserfläche möglich?' Mit wenigen Einschränkungen ist es gelungen, oberirdische Wasserflächen nahezu uferkantengenau zu extrahieren. Einige falsch positive Objekte wurden klassifiziert und konnten nicht automatisch bereinigt werden. Hierzu zählen Schatten und spektral und texturell ähnliche versiegelte Flächen und Dächer. Diese Probleme sind ebenfalls in vorangegangenen Studien dokumentiert (siehe Kapitel 2.1.3 und Kapitel 4.3.5). Die Nutzergenauigkeit liegt bei 93-95%. Vereinzelt nicht erfasst wurden zudem sehr flache Uferregionen, kleine überschattete oder stark mit Gischt und Schaum bedeckte Wasserflächen. Eine uferkantengenaue Extraktion gelingt nicht immer. Um optimale Klassifizierungsergebnisse zu generieren, ist es notwendig die Regelbasis an das jeweilige Untersuchungsgebiet direkt anzupassen. Zugunsten einer sensorübergreifenden Kompatibilität wurde dies jedoch zurückgestellt. Im Falle einer hochgenauen Weiterverarbeitung der Daten ist es ratsam, die Klassifikationsergebnisse zu überprüfen und gegebenenfalls manuell zu korrigieren. Generell sind die Genauigkeitsanalysen immer kritisch zu bewerten. Da die Genauigkeitsüberprüfung auf Grundlage von Stichproben und durch einen visuellen Vergleich ohne eindeutig verifizierte Referenzdaten durchgeführt wird, sind die Ergebnisse nicht als absolut zu betrachten. Es können keine quantitativen Aussagen, sondern nur Näherungswerte über die Qualität der Klassifikation gegeben werden. Außerdem sind die Untersuchungsgebiete unterschiedlich groß und die Daten von unterschiedlicher radiometrischer Qualität, so dass die Stabilität der Regelbasen nicht vollständig belegt werden kann.

'Ist die Regelbasis für verschiedene Sensoren geeignet?' Die entwickelte Regelbasis wurde innerhalb dieser Arbeit auf drei hochauflösenden Datensätzen unterschiedlicher Kamerasysteme (UCX, DCM II, MACS), auf unterschiedlichen Gewässerarten und in unterschiedlichen Regionen angewendet. Anschließend wurden die Ergebnisse kritisch bewertet. Da sich die Kamerasysteme

in ihren spektralen Filterkurven unterscheiden, ist davon auszugehen, dass diese keinen substantiellen Einfluss auf die Regelbasis ausüben. Somit ist es sehr wahrscheinlich, dass das Modell für weitere Kamerasysteme nutzbar ist. Eine Regelbasis, die auf Grundlage hochauflösender Daten Gewässer extrahiert und sensorübergreifend anwendbar ist, wurde in der Literatur bisher nicht vorgestellt. Um Modelle auf Daten anderer Sensoren und Untersuchungsgebiete anwenden zu können, ist es notwendig, diese so einfach wie möglich zu gestalten. Mit zunehmender Komplexität der Modelle reduziert sich die multitemporale sowie multisensorische Übertragbarkeit. Die Texturparameter und Nachbarschaftsbeziehungen standen bei der Entwicklung der Regelbasis im Vordergrund. Diese machen es möglich, die Algorithmen sensorunabhängig einzusetzen. Für die Identifizierung von Wasserflächen konnte jedoch nicht auf multispektrale Eigenschaften verzichtet werden. Insbesondere die Absorption der nahen Infrarotstrahlung ist für eine Abgrenzung von Wasser wichtig.

Die Regelbasis läuft automatisch. Einige Schwellwertanpassungen (für Indizes) sind zwischen den Daten unterschiedlicher Sensoren und Aufnahmezeitpunkte jedoch notwendig, um gleichwertig gute Ergebnisse zu erzielen. Diese Stellparameter basieren auf den multispektralen Eigenschaften der Wasserflächen, deren Grauwertebereiche sich zwischen den verschiedenen Sensoren gering unterscheiden.

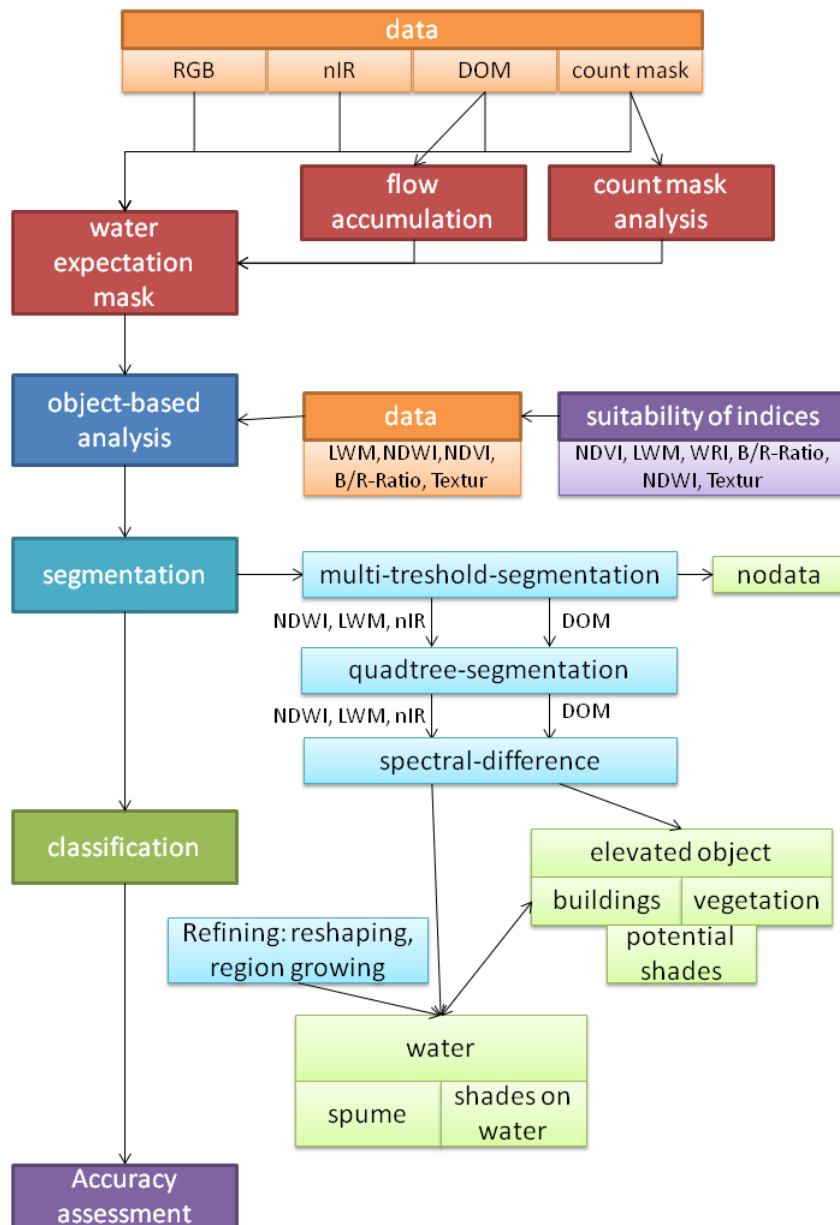


Abb. 5.1: Workflow der automatischen Extraktion von Wasser

'Wie können Aufwand und Prozessierungszeit möglichst gering gehalten werden?' Bei der Entwicklung des Extraktionsalgorithmus wurde besonderes Augenmerk auf eine zeit- und kosteneffiziente Lösung gelegt. Die Extraktion der Oberflächengewässer basiert auf photogrammetrisch erstellten digitalen Oberflächenmodellen und True Ortho Mosaiken, die aus den Rohdaten der jeweiligen Flugkampagnen generiert wurden, und aus diesen Daten abgeleiteten temporären Layern. Diese Methode hält die Kosten möglichst gering, da keine zusätzlichen Daten beschafft und finanziert werden müssen. Radar oder Airborne-Laserscanning-Daten, wie in der Studie von HÖFLE ET AL. (2009) genutzt, generieren hoch genaue Ergebnisse, sind jedoch im Gegensatz zu den ausgewählten Daten sehr kostenintensiv. Um die Prozessierungszeit zu verringern wurde ein Modell entwickelt, das die Original-Daten mittels einer Wassererwartungsmaske reduziert (siehe Kapitel 4.2). Mit Hilfe des vollautomatischen GIS-

Modells werden Flächen extrahiert, die potentiell Wasserflächen und Wasserläufe beinhalten. Es werden Gebiete ausgeschlossen, in denen nach topographischer Analyse kein Wasser fließen kann und keine Pixelgruppen mit Werten in der Count-Maske aufweisen, die auf bewegte oder homogene Objekte hindeuten. Diese Gebiete sind somit zum Aufnahmezeitpunkt der Daten als Gebiete ohne offene oberirdische Wasserflächen einzustufen. Einige Wasserflächen, vor allem in urbanen Regionen, werden künstlich begradigt oder angelegt. Diese werden nicht immer vollständig erfasst, so dass eine manuelle Korrektur in städtischen Gebieten empfohlen wird. Im Datensatz von Berlin werden beispielsweise nur 96,5% der Gewässer durch die WEM erfasst. Die Datengrundlage wurde mittels der Wassererwartungsmaske durchschnittlich um 60% reduziert, was eine Verkürzung der Laufzeit der objektbasierten Analyse um mehr als 50% bewirkt.

Das Modell ist nicht entwickelt worden, um hydrologische Zusammenhänge zu identifizieren oder klimatisch bedingte Vorhersagen über Wasserstände zu generieren. Generell ist dies möglich, wenn ausreichend zeitlich simultan aufgenommene Klimadaten vorhanden sind. Deren Einbindung in das Modell kann die Wassererwartungsmaske verbessern und somit eine stärkere Reduzierung der Daten bewirken. Dies würde jedoch dem Ziel dieser Arbeit entgegenstehen.

Um die Analysezeit weiter zu reduzieren, wurde bei dem Aufbau der Regelbasis für die objektbasierte Klassifikation auf besonders zeitintensive Prozesse verzichtet. Alternativ wurden z.B. temporäre Layer berechnet, Kombinationen einfacher statt komplexer Segmentierungen genutzt, Vorklassifizierung auf niedrig skalierten Bildkopien durchgeführt und eine automatische Kachelung der Daten, um diese auf mehreren Rechnerkernen zu Prozessieren, eingesetzt. Mit Beschleunigung der Prozesskette ist jedoch mit zusätzlichen Einschränkungen und einer Verminderung der Ergebnisgenauigkeit zu rechnen. Je detaillierter die Prozesskette und je mehr mögliche Szenarien diese Algorithmen abdecken, umso genauer werden die Ergebnisse. Allerdings wird der Prozess dadurch aufwändiger und zeitintensiver.

Die Ergebnisse einer Bildanalyse sind direkt abhängig von der Qualität der zugrunde liegenden Daten. Je höher die Qualität und damit einhergehend die radiometrische Homogenität und geometrische Genauigkeit ist, desto höhere Klassifikationsgenauigkeiten sind zu erwarten. Durch Standardverbesserungen der Datenbereitstellungs-Software (z.B. UltraMap von Microsoft) oder durch eine stärkere Vorverarbeitung der Daten (z.B. Sobel-, Canny-Filter) könnte die Stabilität der Analyse-Algorithmen zwischen unterschiedlichen Sensoren optimiert werden.

Der Einbezug von zusätzlichen Fernerkundungsdaten wie thematischen Karten (z.B. ALK oder ATKIS-Informationen) können die Ergebnisse ebenfalls wesentlich verbessern. Wird die Genauigkeit der Hilfsklassen mittels zusätzlicher Informationen in der Regelbasis optimiert, ist eine Steigerung der Genauigkeit der gesuchten Hauptklasse zu erwarten. Für fortführende Untersuchungen wird eine stärkere Berücksichtigung der Fuzzy Logik und die Einbindung weiterer Texturparameter und Filter empfohlen. Sie könnten die Abhängigkeit von spektralen Informationen reduzieren. Ebenso sollte der automatische Kachelungsprozess für eine zeiteffi-

ziente Bearbeitung optimiert werden, um kantenbedingte Verluste und Fehlklassifizierungen (siehe Kapitel 4.3.5) zu vermeiden.

Die Kombination aus Wassererwartungsmaske und objektbasierter Regelbasis ermöglicht eine kostengünstige und zeiteffiziente Erfassung von Wasserflächen mit einer guten bis sehr guten Genauigkeit. Wie in der Studie von HERRERA-CRUZ und KOUDOGBO (2009) bereits belegt, ist auch hier eine deutliche Zeitersparnis zur manuellen Kartierung zu erwarten. Eine schnelle Kartierung von Flut- und Überschwemmungsereignissen, sowie die automatisierte Datensammlung für Veränderungsanalysen zum Beispiel für ein Wassermanagement sind in vollem Umfang gegeben.

Die Wassermaske kann für die hydrologische Anpassung der digitalen Oberflächenmodelle eingesetzt werden. Die Wasserflächen können rasterisiert und mit den entsprechenden Höhen versehen werden. Dabei sind Fließgewässer separat von Stehgewässern und Ozeanen zu betrachten. Da Stehgewässer an ihrer Oberfläche kein Gefälle aufweisen, können die Uferhöhen automatisch erfasst und interpoliert werden. Für Fließgewässer ist eine manuelle Erfassung der Uferhöhen notwendig, um Fehlinterpolationen zu vermeiden. Für Ozeane und Meere ist es je nach Untersuchungsziel sinnvoll, die Gewässerhöhe auf den mittleren Meeresspiegel zu normieren oder Ebbe und Flut anzupassen. (Dahlke, 2015:mdl)

Mit der Entwicklung einer automatisierten Extraktionsmethode von oberirdischen Wasserflächen aus Luftbildaufnahmen wurde ein wichtiges Werkzeug geschaffen. Es reduziert die manuelle Erfassung und Bereinigung der Interpolationsfehler bei der DOM-Erzeugung, die vorrangig auf Wasserflächen entstehen, auf ein Minimum. Aus den hydrologisch korrigierten digitalen Oberflächenmodellen können im Vergleich zu Radar- und Laserdaten kostengünstigere hochgenaue 3-D Modelle für Planungs- und Monitoringsaufgaben erstellt werden.

Glossar

| | |
|-----------|---|
| BR-Ratio | Blue/Red-Ratio |
| DMC II | Digital Modular Camera II |
| DOM | Digitales Oberflächenmodell |
| GLCM | Gray-Level Co-Occurrence Matrix |
| LWM | Land and Water Mask |
| MACS Hale | Modular Airborne Camerasystem Hale |
| NDVI | Normalized Differenced Vegetation Index |
| NDWI | Normalized Differenced Water Index |
| NIR | Nahes Infrarot. Der spektralen Kanal eines Sensors, der den Wellenlängenbereich des nahen Infrarotlichts abdeckt. |
| RGB | Die spektralen Känäle eines Sensors Rot, Grün und Blau, die den Wellenlängenbereich des sichtbaren Lichts abdecken. |
| TOM | True Orthophoto Mosaik |
| UCX | Ultra Cam X |
| WEM | Wassererwartungsmaske |

Literaturverzeichnis

ALBERTZ, J. (2009). Einführung in die Fernerkundung: Grundlagen der Interpretation von Luft-und Satellitenbildern. - Wiss. Buchges., 254.

ANDRESEN, T., MOTT, C., ZIMMERMANN, S. & J. INGTON (2008): Objects-based land cover classification using airborne LiDAR. - In: Remote Sensing of Environment 112(6): 2988–2998.

BAATZ, M. & A. SCHÄPE (2000): Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. - In: STROBL, J. ET AL. (eds.): Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Wichmann, Heidelberg, 12-23.

BARTHOLOMÉ, E., OUATTARA, F., NONGUIERMA, A. & L. BADO (2004): Surveillance et cartographie des plans d'eau et des zones humides et inondables en régions arides avec l'instrument VEGETATION embarqué sur SPOT-4. - In: International Journal of Remote Sensing, 25(5), 987-1004.

BENZ, U.C., HOFMANN, P., WILLHAUCK, G., LINGENFELDER, I. & M. HEYDEN (2004): Multiresolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. - In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 58 (3-4), 239-258

BERTANI, T. C., NOVACK, T., HAYAKAWA, E. H. & H. ZANI (2010): Detection of saline and non-saline lakes on the Pantanal of Nhecolândia (Brazil) using object-based image analysis. - In: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 38.

BICK, H. (1998): Grundzüge der Ökologie. Stuttgart: Fischer.

BLASCHKE, T. (2010): Object based image analysis for remote sensing. - In: ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 65(1), 2-16.

BLASCHKE, T., HAY, G. J., KELLY, M., LANG, S., HOFMANN, P., ADDINK, E. & D. TIEDE (2014): Geographic object-based image analysis—towards a new paradigm. - In: ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 87, 180-191.

BRZANK, A., HEIPKE, C., GOEPFERT, J., & U. SOERGER (2008): Aspects of generating precise digital terrain models in the Wadden Sea from lidar—water classification and structure line extraction. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 63(5), 510-528.

- CARL, S., BÄRISCH, S., LANG, F., D'ANGELO, P., AREFI, H., & P. REINARTZ (2013): „Operational Generation of High-Resolution Digital Surface Models from Commercial Tri-Stereo Satellite Data“. - In: Photogrammetric Week '13. Wichmann Verlag. 2013. 261-269.
- COHEN, J. (1960): A coefficient of agreement for nominal scales. – In: Educational and Psychological Measurement, 20 (1), 37-46.
- CONGALTON, R. G. (1991): A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote sensing of environment, 37(1), 35-46.
- CZEGKA, W., BRAUNE, S. & K. BEHRENDTS (2005): Validierung der freien C-Band-SRTM-Höhendaten in Hinblick auf Anwendungsmöglichkeiten in den Geo-und Umweltwissenschaften. In: Angewandte Geoinformatik 2005. S.106-111
- DIERSCHKE, H. & B. WALBRUN (1986): Die Vegetation der Fels-Steilküste von Helgoland. - In: Schriftende Naturwissenschaftlichen Vereins Schleswig-Holstein. Band 56. S. 35-46. - Und online in Internet: http://www.schriften.uni-kiel.de/Band%2056/Dierschke_Walbrun_56_35-46.pdf [Stand: 2015-05-10]
- DRONOVA, I., GONG, P. & L. WANG (2011): Object-based analysis and change detection of major wetland cover types and their classification uncertainty during the low water period at Poyang Lake, China. - In: Remote Sensing of Environment, 115(12), 3220-3236.
- DRONOVA, I., GONG, P., CLINTON, N. E., WANG, L., FU, W., QI, S. & Y. LIU (2012): Landscape analysis of wetland plant functional types: The effects of image segmentation scale, vegetation classes and classification methods. - In: Remote Sensing of Environment, 127, 357-369.
- ESRI (2013a): Füllung (Spatial Analyst). - Online in Internet: <http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.1/index.html#/na/009z00000050000000/> [Stand: 2015-04-28]
- ESRI (2013b): Flow Direction (Spatial Analyst). - Online in Internet: <http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.1/index.html#/na/009z00000052000000/> [Stand: 2015-04-28]
- ESRI (2013c): Flow Accumulation (Spatial Analyst). - Online in Internet: <http://resources.arcgis.com/de/help/main/10.1/index.html#/na/009z00000051000000/> [Stand: 2015-04-28]
- ESRI (2013d): Con (Spatial Analyst). - Online in Internet: <http://resources.arcgis.com/en/help/main/10.1/index.html#/009z00000005000000/> [Stand: 2015-04-28]
- FRHR. V. U. Z. AUFSESS, O. (1904), Die Farbe der Seen. - In: Ann. Phys., 318: 678–711.
- GAO, Y. & J. F. MAS (2008). A comparison of the performance of pixel-based and object-based classifications over images with various spatial resolutions. Onlinejournal of earth sciences, 2(1), 27-35.
- GORDON, H. R. & A. MOREL (1983): Remote Assessment of Ocean Color for Interpretation of Satellite Visible Imagery.- A Review, Springer-Verlag, New York.

- GORDON, H., BROWN, O.B., EVANS, R.H., BROWN, J.W., SMITH, R.C., BAKER, K.S. & D.K. CLARK (1988): A semianalytic radiance model of ocean color. - In: J. Geophys. Res. 93(D9), 10909-10924.
- GOROKHOVICH, Y. & A. VOUSTIANIOUK (2006): Accuracy assessment of the processed SRTM-based elevation data by CGIAR using field data from USA and Thailand and its relation to the terrain characteristics. - In: Remote Sensing of Environment, 104(4), 409-415.
- GREENLEE, D. D. (1987): Raster and Vector Processing for Scanned Linework. - In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 53 (10): 1383–1387.
- GROHMANN, A. N., JEKEL, M., GROHMANN, A., SZEWCZYK, U. & R. SZEWCZYK (2011): Wasser: Chemie, Mikrobiologie und nachhaltige Nutzung. - Walter de Gruyter.
- GRUBER, M., PONTICELLI, M., BERNÖGGER, S. & F. LEBERL (2008): UltracamX, the Large Format Digital Aerial Camera System by Vexcel Imaging / Microsoft. - In: Chen, J.; Jiang, J. & A. Baudoin (Hrsg.): XX1st ISPRS Congress – Technical Commission I, Peking, 665-670. – ISPRS Archives, 37 (B1). – Und Online in Internet: http://www.isprs.org/proceedings/XXXVII/congress/1_pdf/115.pdf [Stand: 2015-03-13].
- GRUEN, A. (2012): Development and status of image matching in photogrammetry. - In: The Photogrammetric Record, 27(137), 36-57.
- HAALA, N., HASTEDT, H., WOLFF, K., RESSL, C. & S. BALTRUSCH (2010): Digital Photogrammetric Camera Evaluation - Generation of Digital Elevation Models. - In: Photogrammetrie - Fernerkundung – Geoinformation (PFG). Heft 2. 99 -115.
- HAHMANN, T. & M. WESSEL (2010): Surface water body detection in high-resolution TerraSAR-X data using active contour models. - In: Synthetic Aperture Radar (EUSAR), 2010 8th European Conference on. VDE.1-4.
- HAHMANN, T., MARTINIS, S., TWELE, A. & M. BUCHROITHNER (2009). Strategies for the automatic mapping of flooded areas and other water bodies from high resolution TerraSAR-X data. - In: Cartography and Geoinformatics for Early Warning and Emergency Management: Towards Better Solutions, 207-214.
- HAMEDIANFAR, A. & H. Z. SHAFRI (2013): Development of fuzzy rule-based parameters for urban object-oriented classification using very high resolution imagery. - In: Geocarto International, (ahead-of-print), 1-25.
- HAY, G. J., BLASCHKE, T., MARCEAU, D. J. & A. BOUCHARD (2003): A comparison of three image-object methods for the multiscale analysis of landscape structure. - In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 57(5), 327-345.
- HEIPKE, C. (2003): Photogrammetrie& Fernerkundung – vom Elektronenmikroskop bis zur Planetenbeobachtung. - In: Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, Vol. 3, S. 165-180.

HERRERA-CRUZ, V., KOUDOGBO, F. & V. HERRERA (2009): TerraSAR-X rapid mapping for flood events. - In: Proc. Int. Soc. Photogramm. Rem. Sens. (Earth Imaging for Geospatial Information), 170-175.

HIRSCHMÜLLER, H. (2005): Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information.- In: Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. Vol. 2. IEEE. 807-814.

Hirschmüller, H. (2008): Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. Pattern Analysis and Machine Intelligence. - In: IEEE Transactions on, 30(2), 328-341.

HOFMANN, P., BLASCHKE, T. & J. STROBL (2011): Quantifying the robustness of fuzzy rule sets in object-based image analysis. - In: International Journal of Remote Sensing, 32:22, 7359-7381

HÖFLE, B., VETTER, M., PFEIFER, N., MANDLBURGER, G. & J. STÖTTER (2009): Water surface mapping from airborne laser scanning using signal intensity and elevation data. - In: Earth Surface Processes and Landforms, 34(12), 1635-1649.

JACKSON, S. (2014): Optimized Pit Removal. Center for Research in Water Resources. - Online in Internet: <http://tools.cwrw.utexas.edu/OptimizedPitRemoval/CRWR%20Tools%20Optimized%20Pit%20Removal> [Stand: 2015-05-10]

JEBUR, M. N., MOHD SHAFRI, H. Z., PRADHAN, B. & M. S. TEHRANY (2014): Per-pixel and object-oriented classification methods for mapping urban land cover extraction using SPOT 5 imagery. - In: Geocarto International, 29(7), 792-806.

KALLE, K. (1939): Zum Problem der Meereswasserfarbe. - In: Ann. Hydrol. Mar. Mitt., 66, 1-13.

KIRK, J. T. (1994): Light and photosynthesis in aquatic ecosystems. - In: Cambridge university press.

KITE, G. & A. PIETRONIRO (2000): Remote sensing of surface water. In Remote sensing in hydrology and water management. Springer Berlin Heidelberg. 217-238.

KOCH, A., HEIPKE, C. & P. LOHMANN (2002): Bewertung von SRTM Digitalen Geländemodellen-Methodik und Ergebnisse. - In: Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, 389-398.

LANDESHAUPTSTADT MÜNCHEN. BAUREFERAT. (2011): Der Isar-Plan. Projektdokumentation. Online in Internet: http://www.muenchen.de/rathaus/dms/Home/Stadtverwaltung/Baureferat/isar/pdf/isar-plan_projektdoku.pdf [Stand: 2015-05-14]

LANDIS, J. R. & G. G. KOCH (1977): The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. - In: Biometrics, 33 (1), 159-174.

LANE, S. N., WESTAWAY, R. M. & D. MURRAY HICKS (2003). Estimation of erosion and deposition volumes in a large, gravel-bed, braided river using synoptic remote sensing. - In: Earth Surface Processes and Landforms, 28(3), 249-271.

- LANG, S. (2008): Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality –dealing with complexity. – BLASCHKE, T.; LANG, S. & G. J. HAY (Hrsg.): Object-Based Image Analysis –Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Application, Heidelberg, 3-28. – Lecture Notes in Geoinformation and Cartography, Melbourne, Vienna, Munich, Omaha.
- LI, W., DU, Z., LING, F., ZHOU, D., WANG, H., GUI, Y. & X. ZHANG (2013): A comparison of land surface water mapping using the Normalized Difference Water Index from TM, ETM+ and ALI. - In: Remote Sensing, 5(11), 5530-5549.
- LILLESAND, T. M., KIEFER, R. W. & J. W. CHIPMAN (2008): Remote sensing and image interpretation. - John Wiley & Sons.
- LO, C. P., & L. J. WATSON (1998): The influence of geographic sampling methods on vegetation map accuracy evaluation in a swampy environment. - In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 64(12), 1189-1200.
- LOZÁN, J. L., KARBE, L. & U. NEUKIRCH (2005): Wasser als Grundlage des Lebens. - LOZÁN, J. L. (Hrsg.). (2005): Warnsignal Klima: Genug Wasser für alle?: wissenschaftliche Fakten; [genügend Wasser für alle - ein universelles Menschenrecht]. Wissenschaftliche Auswertungen.
- MATTIKALLI, N. M. & E. T. ENGMAN (2000): Integration of remotely sensed data into geographical information systems. In Remote Sensing in Hydrology and Water Management. Springer Berlin Heidelberg, 65-82.
- MAUNE, D. F. & C. DEWBERRY (2010): Digital Elevation Model (DEM) Whitepaper NRCS High Resolution Elevation Data. - Dewberry, Arlington, 3-19.
- MCFEETERS, S. K. (1996): The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. - In: International journal of remote sensing, 17(7), 1425-1432.
- MEIJERINK, A. M. J. AND MANNAERTS, C. M. (2000): Introduction to and general aspects of water management with the aid of remote sensing. In: Remote sensing in hydrology and water management / G.A. Schultz and E.T. Engman (eds.) Berlin : Springer, 2000, 329-356.
- MOBLEY, CURTIS D. (1994): Light and Water, New York 1994.
- MOBLEY, C. D., STRAMSKI, D., BISSETT, W. P. & E. BOSS (2004): Optical Modeling of Ocean Waters: Is the Case 1 – Case 2 Classification Still Useful?. - In: Oceanography 17 (2004), Heft 2, 60-67.
- MOONEY, P., CORCORAN, P. & A. C. WINSTANLEY (2010): A study of data representation of natural features in openstreetmap. - In: Proceedings of GIScience (Vol. 150). - Und Online in Internet: http://www.researchgate.net/profile/A_Winstanley/publication/229009232_A_

study_of_data_representation_of_natural_features_in_openstreetmap/links/00463522_6deb44cf42000000.pdf
[Stand: 2015-05-10]

MOREL, A. & L. PRIEUR (1977): Analysis of variations in ocean colour. - In: *Limnol.Oceanogr.*, 22, 709–722.

NAVULUR, K. (2007): *Multispectral image analysis using the object-oriented paradigm.*- CRC press.

NEUMANN, K. (2011a): The Z/I DMC II –Imaging Revolution. - In: Fritsch, D. (Ed.). *PhotogrammetricWeek '11.* - Wichmann Verlag, pp. 97-101. - Und Online in Internet: <http://www.ifp.uni-stuttgart.de/publications/phowo11/100Neumann.pdf> [Stand: 2015-03-15]

NEUMANN, K. (2011b): The Z/I DMC II –Imaging Revolution. Präsentation. - Online in Internet: <http://www.ifp.uni-stuttgart.de/phowo/2011/presentations/100Neumann.pdf> [Stand: 2015-03-13]

OPENSTREETMAP (2015a): creativecommons. - Online in Internet: <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.0/legalcode> [Stand: 2015-03-15]

OPENSTREETMAP (2015b): opencommons. - Online in Internet: <http://opendatacommons.org/licenses/odbl/1.0/> [Stand: 2015-03-15]

PIETRONIRO, A., TÖYRÖ, J., LECONTE, R. & G. KITE (2005): Remote sensing of surface water and soil moisture. - In: *Remote sensing in northern hydrology: measuring environmental change*, 119-142.

POPE, R. M., & E. S. FRY (1997): Absorption spectrum (380–700 nm) of pure water. II. Integrating cavity measurements. __ In: *Applied optics*, 36(33), 8710-8723.

POZNANSKA, A. M. (2013): *Bestimmung von Gebäude- und Vegetationshöhen im Berliner Stadtgebiet – Ergebnisdokumentation.* Berlin. – Online in Internet: http://www.stadtentwicklung.berlin.de/umwelt/umweltatlas/download/0610_Ausgabe2013_Endbericht_Gebaeude_Vegetationshoehen_Berlin.pdf

PRIEUR, L. & S. SATHYENDRANATH (1981): An optical classification of coastal and oceanic waters based on the specific absorption curves of phytoplankton pigments, dissolved organic matter, and other particulate materials. - In: *Limnol. Oceanogr.*, 26, 671–689.

RITCHIE, J. C., & F. R. (2000): Water quality. In *Remote Sensing in Hydrology and Water Management.* Springer Berlin Heidelberg. 287-303.

SCHIEWE, J. (2002): Segmentation of high-resolution remotely sensed data-concepts, applications and problems. - In: *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing And Spatial Information Sciences*, 34(4), 380-385.

SCHNEIDER, T., KOK, R., DE BUCK, A., & I. MANAKOS (2000): Objektorientierte Bildanalyse–Paradigmenwechsel in der thematischen Auswertung von Erdbeobachtungsdaten. *Lehrstuhl für Landnutzungsplanung und Naturschutz (Hrsg.): Landnutzungsplanung und*

Naturschutz: Aktuelle Forschungsberichte. Festschrift zur Emeritierung von Prof. Dr. Ulrich Ammer (2000), 234-258.

SENATSVERWALTUNG FÜR STADTENTWICKLUNG UND UMWELTSCHUTZ (2011): Gute Unterhaltung – nachhaltige Gewässerunterhaltung der kleinen Fließgewässer in Berlin. Informationsheft zur europäischen Wasserrahmenrichtlinie (WRRL). - Online in Internet: http://www.stadtentwicklung.berlin.de/umwelt/wasser/eg-wrrl/de/service/pdf/wrrl_kl-fliessgewaesser.pdf [Stand: 2015-05-14]

SENATSVERWALTUNG FÜR STADTENTWICKLUNG UND UMWELTSCHUTZ (2015): Oberflächengewässer Berlins. - Online in Internet: <http://www.stadtentwicklung.berlin.de/umwelt/wasser/ogewaesser/index.shtml> [Stand: 2015-05-14]

SMITH, G. P., & J. R. BARKER (1981): Energy transfer rates for vibrationally excited gas-phase azulene in the electronic ground state. - In: Chemical Physics Letters, 78(2), 253-258.

SMITH, B. & D. SANDWELL (2003): Accuracy and resolution of shuttle radar topography mission data. - In: Geophysical Research Letters, 30(9).

SOILLE, P. (2004): Optimal removal of spurious pits in grid digital elevation models. - In: Water Resour. Res., 40, W12509

STRAHLER, A. N. (1957): Quantitative analysis of watershed geomorphology. - In: Transactions of the American Geophysical Union 38 (6): 913–920

TOBLER, W. (1970): A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. - In: Economic Geography 46 (2), 234–240.

TRIMBLE (Hrsg.) (2010): eCognition® Developer 8.64.0 – Reference Book. – München.

TRIMBLE (Hrsg.) (2015): eCognition® Developer 9.1 – Reference Book. – München.

TRUESENSE IMAGING INC. (2012): KAI-16070 IMAGE SENSOR.DEVICE PERFORMANCE SPECIFICATION.REVISION 1.0 PS-0010. - Online in Internet: http://www.ccd.com/pdf/ccd_16070.pdf [Stand: 2015-03-10]

UCA AVCI, Z. D., KARAMAN, M., OZELKAN, E., KUMRAL, M. & M. BUDAKOGLU (2014): OBIA based hierarchical image classification for industrial lake water. - In: Science of The Total Environment, 487, 565-573.

UDDIN, K. (2010): Introduce variable indices using landsat image. GIS and Remote Sensing Analyst at International Centre for Integrated Mountain Development. - Online in Internet: <http://www.slideshare.net/kabiruddin/introduce-variable> [Stand: 2015-02-14]

USGS (2010): Certification Report for the Microsoft VexcelUltraCamD, UltraCamX, UltraCamXp, and UltraCamXp WA Models. Draft. 19 S. - Online in Internet: https://calval.cr.usgs.gov/documents/manufacturers_certification/Certification%20Report%20Vexcel%20Ultracam%20Final%20Draft.pdf [Stand: 2015-02-14]

WASS, P. D., MARKS, S. D., FINCH, J. W., LEEKS, G. J. X. L. & J. K. INGRAM (1997): Monitoring and preliminary interpretation of in-river turbidity and remote sensed imagery for suspended sediment transport studies in the Humber catchment. - In: Science of the Total Environment, 194, 263-283.

WUEST, B. & Y. ZHANG (2009): Region based segmentation of QuickBird multispectral imagery through band ratios and fuzzy comparison. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 64(1), 55-64.

XU, H. (2006): Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. - In: International Journal of Remote Sensing, 27(14), 3025-3033.

YUE, Y., JIANHUA, G. & D. WANG (2010): The extraction of water information based on SPOT5 image using object-oriented method. - In: Geoinformatics, 2010 18th International Conference on (pp. 1-5).IEEE.

ZHANG, L. & A. GRUEN (2006): Multi-image matching for DSM generation from IKONOS imagery. - In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 60(3), 195-211.

ZIMMERMANN, G. (1991): Fernerkundung des Ozeans. Probleme der Fernerkundung des Ozeans mit optischen Mitteln. - Akademie Verlag, Berlin 1991, 419 S.

Mündliche Quellen:

DAHLKE, D. (2015): Information zur hydrologischen Aufbereitung von Oberflächenmodellen - Abteilung Sensorkonzepte und Anwendungen am Institut für Optische Informationssysteme, DLR

PLESS, S. (2015): Informationen über MACs Hale - Abteilung Sensorkonzepte und Anwendungen am Institut für Optische Informationssysteme, DLR

Anhang

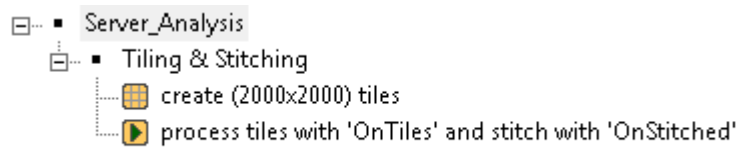


Abb. 5.2: Kachelungsprozess

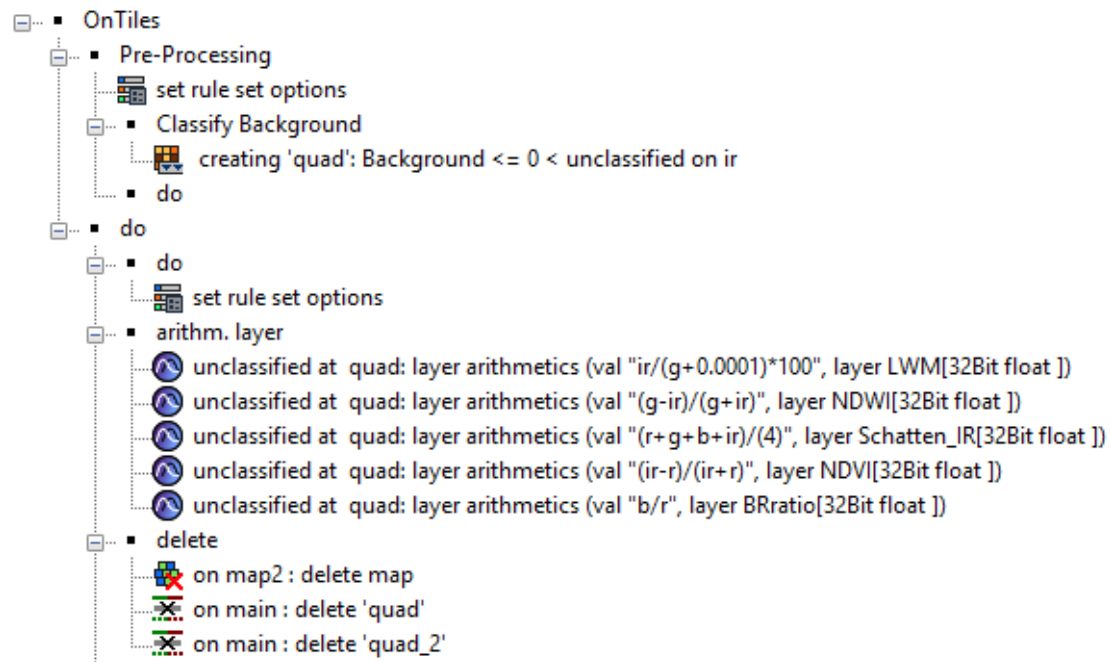


Abb. 5.3: Vorbereitung - Ruleset-Optionen werden definiert und temporäre Layer erstellt



Abb. 5.4: Erstellung der Hilfsklassen erhöhte Objekte und mögliche Schatten und Synchronisierung mit dem Hauptlevel

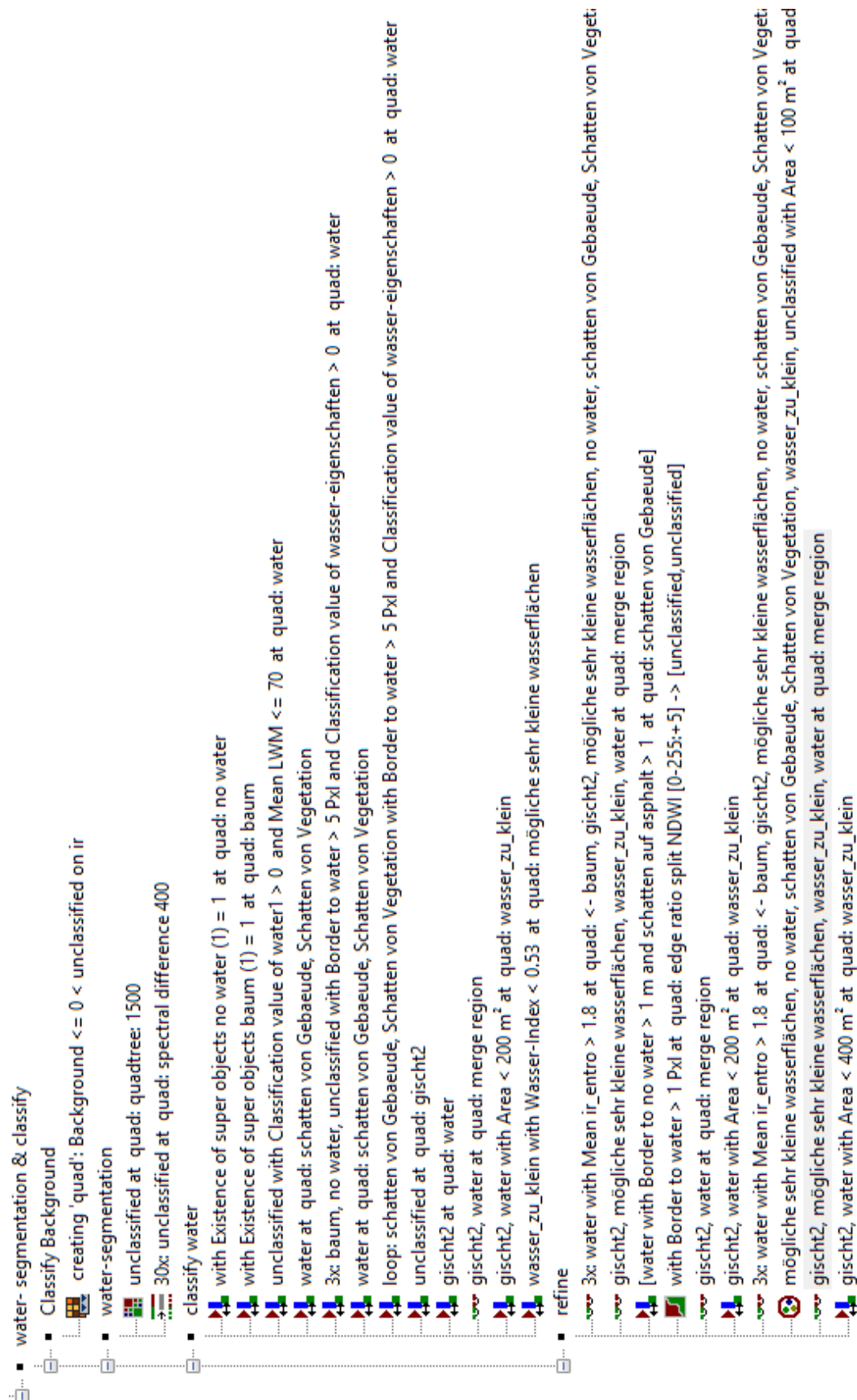


Abb. 5.5: Klassifizierung von Wasser und Verfeinerung der Objektgrenzen

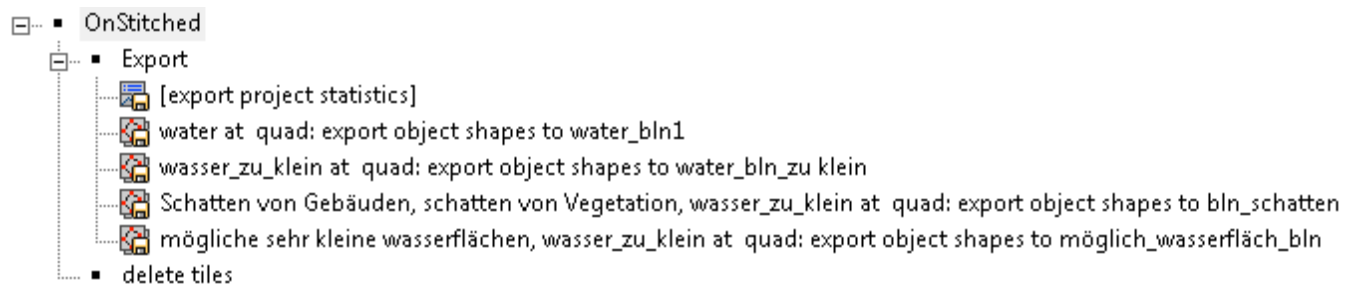


Abb. 5.6: Zusammenfügen der Kacheln und Export der Klassifizierungsergebnisse als Vektordateien

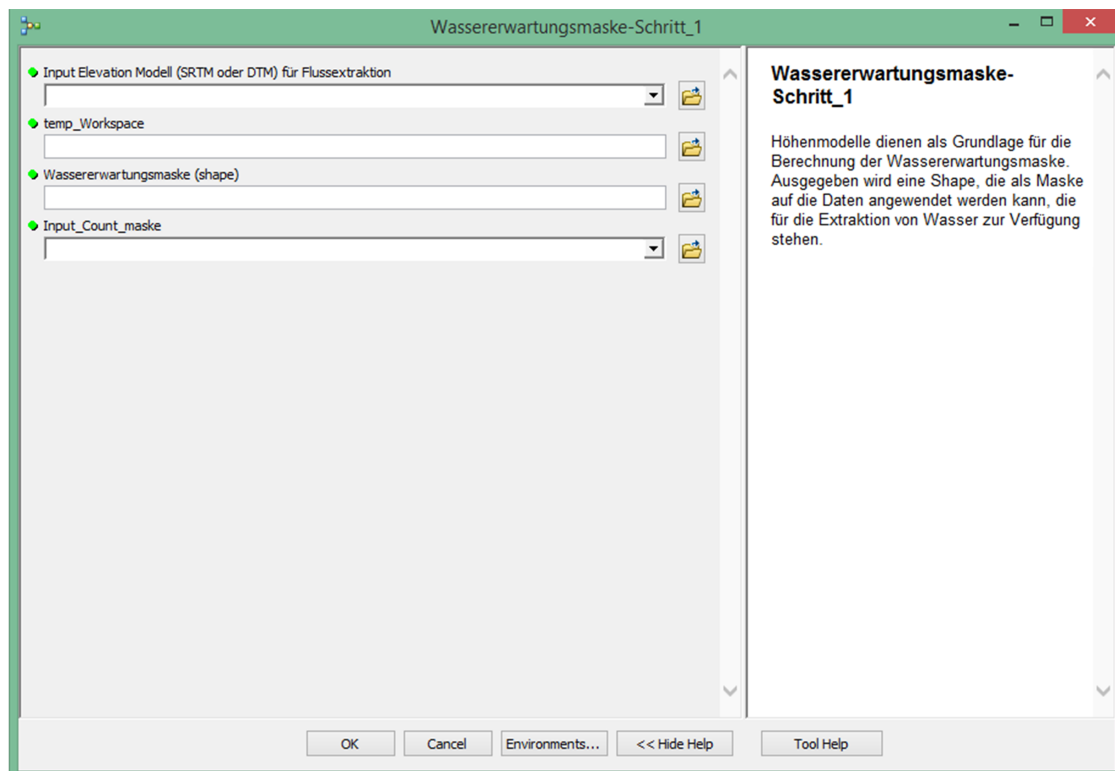


Abb. 5.7: WasserErwartungMaske-Fenster für die Bedienung in ArcGIS

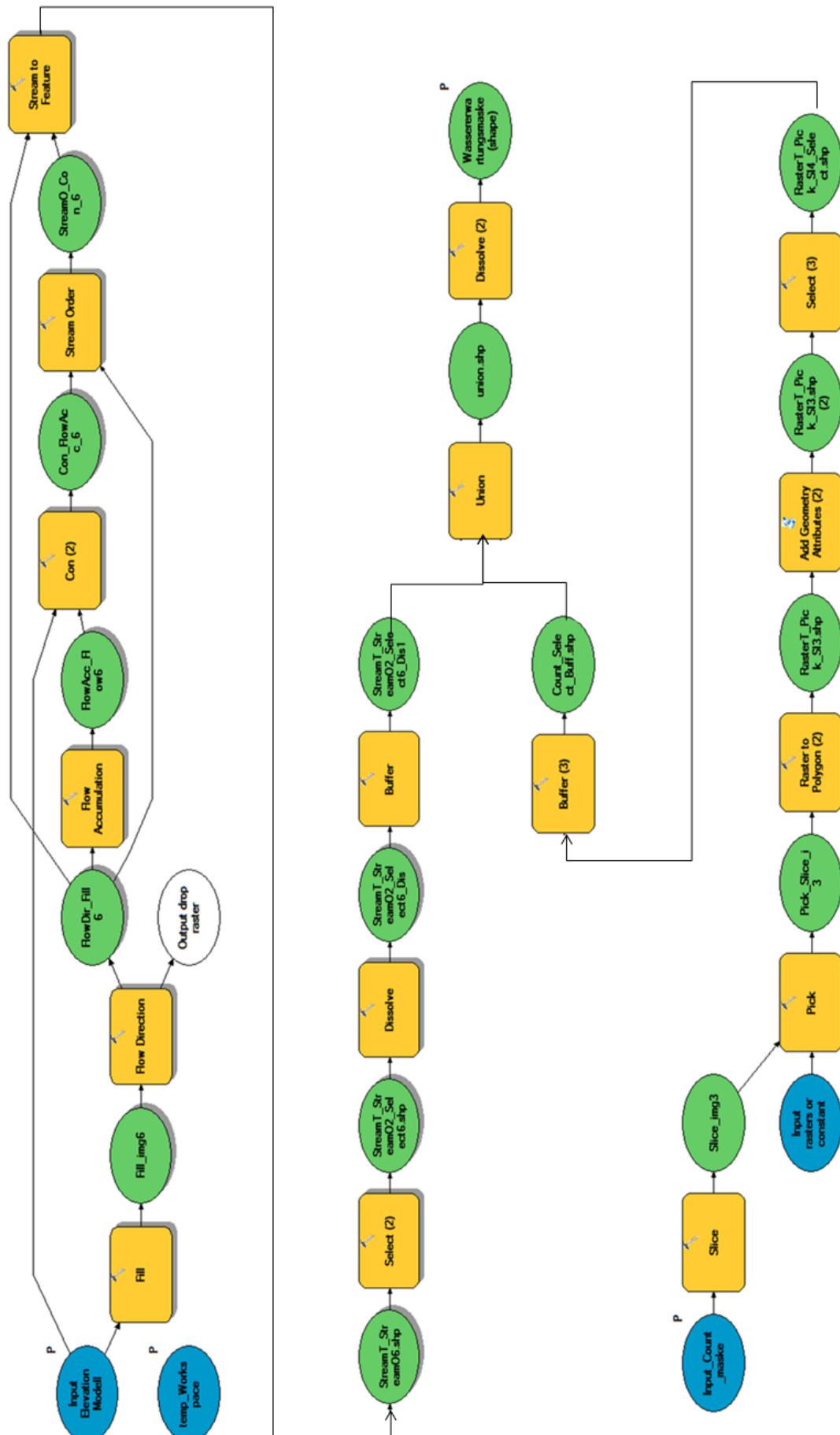


Abb. 5.8: Wassererwartungsmaske